



INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR POR POTENCIAL EVOCADO
VISUAL DE REGIME PERMANENTE BASEADA EM COERÊNCIA
MÚLTIPLA E TESTE F NORMALIZADO

Aluizio d’Affonsêca Netto

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Biomédica.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite
Miranda de Sá
Carlos Julio Tierra Criollo

Rio de Janeiro
Abril de 2018

INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR POR POTENCIAL EVOCADO
VISUAL DE REGIME PERMANENTE BASEADA EM COERÊNCIA
MÚLTIPLA E TESTE F NORMALIZADO

Aluizio d’Affonsêca Netto

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE)
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

Prof. Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá, D.Sc.

Prof. Maurício Cagy, D.Sc.

Prof. Jose Manoel de Seixas, D.Sc.

Prof. Mario Fiorani Junior, D.Sc

Prof. Dimitri Marques Abramov, D.Sc

Prof. Teodiano Freire Bastos Filho, Ph.D

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

ABRIL DE 2018

d’Affonsêca Netto, Aluizio

Interface Cérebro Computador por potencial evocado visual de regime permanente baseada em coerência múltipla e teste F normalizado/Aluizio d’Affonsêca Netto. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2018.

XV, 92 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá

Carlos Julio Tierra Criollo

Tese (doutorado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Biomédica, 2018.

Referências Bibliográficas: p. 71 – 81.

1. Coerência simples. 2. Coerência múltipla MMSC. 3. Teste F local. 4. Teste F local normalizado. 5. Interface cérebro computador (BCI). 6. Potencial Evocado Visual. I. Miranda de Sá, Antonio Mauricio Ferreira Leite *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

*À minha esposa que teve
paciência e carinho para
conclusão do texto.*

Agradecimentos

Gostaria de agradecer aos meus professores Antonio Mauricio, Carlos Júlio e em especial ao professor Antonio Fernando Catelli Infantosi (*in memoriam*) pela paciência e pelos conselhos para elaborar textos e trabalhos essenciais para conclusão deste curso.

Agradeço também à minha namorada e esposa Raquel Souza Branco por me apoiar em meus projetos, pelo carinho e pela paciência em escutar minhas ideias.

Agradeço ao apoio dos meus familiares e amigos que me incentivaram para ir até o final.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR POR POTENCIAL EVOCADO
VISUAL DE REGIME PERMANENTE BASEADA EM COERÊNCIA
MÚLTIPLA E TESTE F NORMALIZADO

Aluizio d’Affonsêca Netto

Abril/2018

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá
Carlos Julio Tierra Criollo

Programa: Engenharia Biomédica

Interfaces cérebro computador (BCI) são sistemas capazes de traduzir informações da atividade neuronal do córtex em ações de controle em dispositivos para reabilitação de sujeitos com dificuldades de comunicação ou motoras. Diferentemente das interfaces passivas, que utilizam sinais endógenos do próprio indivíduo, as interfaces ativas fazem uso de potenciais evocados por estímulos sensoriais externos, como a fotoestimulação intermitente. Estas interfaces possuem menor complexidade e tempo de processamento em comparação com as interfaces passivas e contam com detectores de potencial evocado para detecção objetiva de respostas evocadas aplicadas em BCI. Neste trabalho é desenvolvida uma BCI que utiliza detectores online, tais como a coerência múltipla (MMSC) e teste F local normalizado (TFLN), cuja detecção se baseia em limiares estatísticos estabelecidos a priori de modo a aumentar sensibilidade e especificidade do sistema de decisão e reduzir o tempo de resposta. O sistema proposto possui quatro conjuntos de LEDs (Light Emission Diode) dispostos nas bordas de um monitor LCD, cada um dos quais piscando a uma frequência distinta. A resposta evocada detectada no sinal EEG em 8 derivações é usada para mover um cursor na direção acima, abaixo, direta e esquerda, conforme o sujeito fixa o olhar em um dos LEDs. Os resultados do uso do sistema com quinze voluntários indica ser este capaz de detectar respostas com atraso médio 5,66 s para MMSC e 1,38 s para o TFLN. A acurácia obtida nos testes permite aplicação das técnicas desenvolvidas em BCIs, em especial, o TFLN que permite comparação de respostas e possui baixa sensibilidade a desvios de fase no sinal de estimulação.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

BRAIN COMPUTER INTERFACE WITH STEADY STATE VISUAL EVOKED
POTENTIAL BASED ON MULTIPLE COHERENCE AND NORMALIZED F
TEST

Aluizio d’Affonsêca Netto

April/2018

Advisors: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá
Carlos Julio Tierra Criollo

Department: Biomedical Engineering

Brain Computer Interfaces (BCI) are systems that are capable of translating information from the neuronal activity of a subject into controlling signals for external devices to be used for communication and motor impairment rehabilitation. The active interface developed here uses evoked potentials of periodic sensory stimulation, such as intermittent photic stimulation, which exhibits reduced complexity and processing time in comparison with passive interfaces. In this BCI, online detectors are used, such as, multiple magnitude square coherence (MMSC) and normalized local F-test (TFLN), whose detection is based on statistical thresholds in order to increase sensitivity and specificity of the decision system and reduce response time. The proposed system has four sets of LEDs (Light Emission Diode) arranged on the edges of an LCD monitor, each of which blinking at a different frequency. The evoked response detected on 8 lead EEG signals is used to move a cursor on up, down, left, and right directions as the subject gazes one of the LEDs. The results of the use of the system with fifteen volunteers indicate that it is capable of detecting responses with a delay of 5.66 s for MMSC and 1.38 s for TFLN. The accuracy obtained in the tests allows application of the developed techniques in practice BCIs, in particular, the TFLN allows comparison of responses and low sensibility for phase deviations in the stimulation signal.

Sumário

Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xv
1 Introdução	1
1.1 Interface cérebro computador - BCI	2
1.1.1 Definição de BCI	3
1.2 Atenção Seletiva e BCI com Potencial Evocado	5
1.3 Objetivo	7
2 Revisão Bibliográfica	8
2.1 Sinal EEG	13
2.2 Protocolos de estimulação e potencial evocado visual (VEP)	14
2.3 Foto-Sensibilidade e Epilepsia	17
2.4 Técnicas de Detecção e Sistemas de Classificação para SSVEP	18
2.4.1 Magnitude Quadrática da Coerência Simples (MSC)	19
2.4.2 Magnitude quadrática da coerência múltipla (MMSC)	20
2.4.3 Teste Espectral F local (TFL)	22
2.4.4 Medidas de Desempenho para BCIs	22
2.5 Principais Interfaces Desenvolvidas	27
3 BCI desenvolvida	31
3.1 Interface Cérebro Computador com SSVEP	31
3.1.1 Sistema de aquisição de sinais EEG	32
3.1.2 Interface de processamento	32
3.1.3 Sistema de estimulação	34
3.1.4 Sistema de Realimentação para o Usuário	36
3.1.5 Sistema de Realimentação do Usuário.	37
3.1.6 Cálculo da Coerência com Operador de Varredura (<i>Sweep</i>)	37
3.1.7 Protocolo de Estimulação Visual e Aquisição de Sinais	39
3.1.8 Protocolo Experimental	40
3.2 Avaliação da BCI	42

3.2.1	Desenvolvimento do Teste F local Normalizado e Aplicação para BCI	43
3.2.2	Processamento para Detecção de Respostas com TFLN - H_0	44
3.2.3	Intervalo de Confiança do Detector - Erro de estimativa	45
3.2.4	Simulações para H_1	46
3.2.5	Detecção Online de Respostas com TFLN	47
4	Resultados	49
4.1	Avaliação da BCI com MMSC	49
4.1.1	MMSC Aplicada ao Primeiro Grupo de Voluntários	49
4.1.2	MMSC Aplicada ao Segundo Grupo de Voluntários	53
4.2	Avaliação da BCI com TFLN	56
4.2.1	Simulações	56
4.2.2	Intervalos de Confiança para TFLN	58
4.2.3	TFLN Aplicado em Sinal EEG	59
5	Discussões	66
5.1	Discussão para MMSC	66
5.2	Discussão para TFLN	67
6	Conclusões	69
	Referências Bibliográficas	71
A	Algumas Demonstrações	82
A.1	Dedução do Valor Crítico para TFL	82
A.2	Dedução do Valor Crítico para TFLN	84
A.3	Correspondência entre MSC e TFLN	85
A.4	Distribuição Beta Não Central para TFLN	85
A.5	Comportamento da Probabilidade de Detecção - PD	86
A.6	Definição do Parâmetro Não Central na Distribuição Beta	86
A.6.1	Definição de SNR para o Detector	87
B	Documentos	89
B.1	Informações do Comitê de Ética	90
B.2	Termo De Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)	91

Lista de Figuras

1.1	Digrama da BCI como sistema alternativo. Caminho natural de execução de movimentos em vermelho, em verde o caminho alternativo da BCI para execução de tarefas motoras [1].	3
1.2	Estágios de operação de uma BCI	4
2.1	Representação do globo ocular e estruturas internas (Fonte de domínio público).	8
2.2	Representação das camadas encontradas nas retina. G, células ganglionares; M, células gliais; A, células amácrinas; B, células bipolares; H, células horizontais; P, fotorreceptores; E, epitélio pigmentado. (Adaptado de [2]).	9
2.3	Fundo ocular. O tamanho da papila óptica, mácula, fóvea e foveola são expressas em graus de ângulo visual. A papila óptica corresponde ao ponto cego da retina onde há presença de grandes vasos sanguíneos e a saída do nervo óptico (Adaptado de [2]).	11
2.4	(a) Projeções da retina (Adaptado de [3]). (b) As principais áreas corticais dedicadas à visão de seres humanos mapeadas com estudos de ressonância magnética funcional. Este mapa mostra os achados da superfície cortical do hemisfério direito. EBA, área do corpo extra estriado; FFA, área facial fusiforme; LO, complexo lateral occipital; MT, área de temporal média; MST, área medial temporal superior; LIP, área lateral intra parietal; PPA, área local hipocampal; V3A, V3 acessória; V4D, V4 dorsal; V4v, V4 ventral; VP, área ventral posterior. As áreas V3A, VP, 7A estão envolvidas na análise de movimento.	13
2.5	Sistema padrão 10-20 de colocação de eletrodos para o registro de sinal de EEG.	14

2.6	Exemplos de padrões de estimulação usados para eliciar potencias evocados. (a) LEDs montados em óculos. (b) LEDs para produção de pulsos luminosos. (c) Pulsos luminosos por imagens (estimulação por padrão) subdivididos em (C ₀) imagens combinadas para estudos de BCI. (C ₁) simples quadrado. (C ₂) padrão reverso. (C ₃) imagem. (C ₄) ruído gaussiano. (C ₅) quadrado com modulação senoidal na luminância. (C ₆) estímulos rotativos. (C ₇) barras verticais em movimento.	15
2.7	Formação VEP transiente e de regime permanente (SSVEP). (a) VEP transiente entrada acima e resposta abaixo. (b) SSVEP com entrada periódica e resposta periódica. (c) Representação no espectro para SSVEP, base para detecção de respostas. (F1) Sem respostas, (F2) Com respostas.	16
2.8	Distribuição das respostas SSVEP em função da frequência de estimulação. (a) Amplitude da resposta. (b) Relação sinal ruído (SNR) [4].	17
2.9	Modelo de sistema univariado, onde $x[k]$ é o sinal de estimulação, $v[k]$ a resposta ao estímulo, $n[k]$ sinal EEG de fundo como ruído e $y[k]$ a resposta final ao estímulo.	19
2.10	Modelo do sistema multivariado para estimativa da MMSC. $x[k]$ é um sinal de estimulação periódico, filtrado pelas funções de transferência $H_N(f)$ para fornecer o SSVEP da j -ésima derivação. N é o número de sinais de EEG, $y_j[k], j = 1, 2, \dots, N$ que possuem informação do SSVEP somado ao EEG de fundo $n_j[k]$	21
2.11	Demonstração do tempo de resposta em BCI.	23
2.12	Sensibilidade e Especificidade das distribuições de probabilidade para hipótese nula (H_0) para ausência de respostas e hipótese alternativa (H_1) para presença de respostas. O limiar adotado indica ponto de separação adotado para as duas distribuições.	24
2.13	Curva ROC para diferentes separações entre classes. (A) Curva próxima ao ideal. (B) Curva com interseção entre as classes. (C) Curva próxima a de um sistema aleatório binário representado pela diagonal (linha tracejada).	25
2.14	Taxa de Bits/símbolo, em função do numero de comandos (N) e taxa de acerto (TA).	26
2.15	ITR em função da taxa de acerto (TA) e numero de comando por minuto (v).	26
3.1	Representação da BCI desenvolvida neste trabalho.	31

3.2	Digrama da configuração experimental.	32
3.3	Interface de aquisição de sinais. Exemplo de usuário com olhos fechados.	33
3.4	Sistema de detecção online com MMSC e MSC.	33
3.5	Comunicação com sistema de aquisição de EEG para processamento dos sinais.	34
3.6	Blocos funcionais do sistema de estimulação.	35
3.7	Montagem dos LEDs de estimulação junto ao sistema de realimentação. (a) Disposição dos LEDs em um monitor LCD (50 cm x 33 cm). (b) Detalhes da montagem do refletor do LED com difusor em acrílico.	35
3.8	Interface de configuração para o foto-estimulador, com possibilidade de configuração de frequências e ciclos de trabalho distintos para cada conjunto de LEDs.	36
3.9	Sistema de realimentação com cursor.	37
3.10	Teclado de realimentação dos comandos do usuário. Dimensões de 8,5 x 5 cm.	37
3.11	Algoritmo de processamento da MMSC online.	38
3.12	(a) Canais de EEG: O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , C_3 , C_4 , P_Z e C_Z , com referência em F_Z e Terra em F_{PZ} . (b) Canais de EEG: O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , T_5 , C_6 , T_3 e T_4 , com referência em C_Z e Terra em F_Z	41
3.13	Comparação por simulação para detector MSC e NSFT. Nos primeiros 50s de sinal sintetizado, existe apenas ruído branco, após 50 s é adicionado sinal senoidal de 40 Hz com $\varphi = 0,5$ (TFLN) equivalente a um sinal com $\kappa = 0,95$ (MSC). Nos trechos finais é adicionado um acréscimo de fase 0,15 rad/s evidenciando que o TFLN mantém se constante imune as diferenças de fase entre as amostras, entretanto, a MSC decai. Detalhes da simulação estão no Anexo A.3.	43
3.14	Representação da aplicação do TFLN usando <i>buffer</i> circular.	48
4.1	Evolução temporal da MMSC de um voluntário durante experimento ao focar atenção em diferentes estímulos. Linha tracejada (rosa) indica limiar de detecção para nível de significância de 5 % (0,182). Os instantes em que o voluntário pressionou o teclado indicando a direção de intenção de movimento de olhar em um dos LEDs da borda da tela são indicados por linhas verticais (azul para acima, vermelha para esquerda, preta para abaixo e verde para direita). (*) indica comando não detectado, neste caso, falso negativo. As áreas circulares são exemplos de falsos positivos. As setas indicam a sequência de comandos do voluntário.	50

4.2	Estimativa da Curva ROC para MMSC nas derivações O_1 , O_2 , P_3 e P_4 , considerado as frequências de estimulação. Diagonal, em vermelho, indica curva para um sistema aleatório, e os desvios da estimativa são mostrados em rosa.	51
4.3	Estimativa da Curva ROC para MMSC considerado as frequências de estimulação para o segundo grupo de voluntários, nas derivações O_1 , O_2 , P_3 e P_4 . Diagonal, em vermelho, indica curva para um sistema aleatório, e os desvios da estimativa são mostrados em rosa.	55
4.4	Valores críticos ($\hat{\varphi}_{cr}$) em função de L vizinhos para diferentes níveis de significância.	56
4.5	Probabilidade de detecção em função do valor verdadeiro de φ , SNR e L	57
4.6	Probabilidade de detecção teórica e simulada em função da SNR, valor verdadeiro φ . A linha tracejada indica a PD de 95%.	57
4.7	Simulação de estímulo proposto pela Equação 3.20 e sua distribuição comparada ao modelo teórico para uma frequência de 32Hz e φ de 0,5. As linhas tracejadas (rosa) indicam o intervalo de confiança de 95%.	58
4.8	Intervalo de confiança(95%) superior e inferior para diferentes valores de L vizinhos. $\hat{\varphi}$ denota estimativa do detector e φ valor verdadeiro.	59
4.9	Estimativa da Curva ROC para Teste F local normalizado na média das derivações P_3 e P_4 considerado as frequências de estimulação. Diagonal (vermelho) indica curva para um sistema aleatório e os desvios (rosa) da estimativa.	62
4.10	Evolução temporal do TFL e TFLN aplicado ao EEG de um voluntário com sinal EEG composto pela média das derivações P_3 e P_4 durante experimento de focar atenção em diferentes estímulos. A linha tracejada em rosa nos gráficos de resposta indica limiar de detecção para nível de significância de 5 %. Os instantes em que o voluntário manteve o teclado pressionado, indicando a intenção de movimento, são representados pelo traçado em azul no sinal de sincronismo, junto às respostas do sistema de detecção. Os acertos correspondem aos instantes em que a resposta do detector se sobrepõem ao sinal de sincronismo do teclado do usuário.	64

4.11	Intervalo de confiança na evolução temporal do TFLN aplicado ao EEG de um voluntário na média das derivações P_3 e P_4 durante experimento de focar atenção em diferentes estímulos. O quadrado vermelho indica o trecho com valor de detecção pequeno e intervalo de confiança sobreposto às respostas detectadas, coincidente com os trechos de maior erro do detector.	65
A.1	Valor crítico e distribuição de H_0 para o TFL.	83
A.2	Valor crítico e distribuição para H_0 para o TFLN.	84
A.3	Demonstração da probabilidade de detecção (PD) para o TFLN em diferentes valores de $\varphi = 0,4$ ($SNR = -1,76dB$) e $\varphi = 0,7$ ($SNR = 3,67dB$). PD para $L = 12$ e $\alpha = 0.05$	86
A.4	Sinal de espectro para cálculo do detector. Em destaque os L vizinhos $ Y(f_j) ^2$ e frequência da resposta esperada ($ y(f_0) ^2$).	88

Lista de Tabelas

2.1	Características das BCIs SSVEP, adaptado de [5]. EST é o tipo de estímulo, ND é numero de derivações, NC é número de comandos e Acur é acurácia.	28
4.1	Valor médio e desvio padrão da área sob a curva ROC, tempos de resposta (T_{RESP}), sensibilidade (Sens) e especificidade (Espec). Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.	52
4.2	Resumo do desempenho para o primeiro grupo voluntários aplicando MMSC como detector.	53
4.3	Valor médio e desvio padrão da área sob a curva ROC, tempos de resposta, sensibilidade e especificidade para segundo grupo de voluntários aplicando MMSC como detector. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.	54
4.4	Resumo do desempenho para segundo grupo de voluntários aplicando MMSC como detector.	55
4.5	Varredura com TFLN nas derivações occipitais. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.	60
4.6	Varredura com TFLN na região parietais. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.	61
4.7	Resumo de desempenho do TFLN para cada grupo de voluntários utilizando as derivações P_3 e P_4	63

Capítulo 1

Introdução

As interfaces cérebro computador (BCI, do inglês: *Brain-Computer Interface*) são sistemas capazes de traduzir as informações da atividade neuronal de um indivíduo em ações para controle de dispositivos [5, 6]. Podem ser usadas tanto na reabilitação de indivíduos com dificuldades motoras quanto em sistemas de comunicação [6, 7]. As BCIs são passivas quando utilizam apenas sinais espontâneos, como o eletroencefalograma (EEG) em repouso, ou ativas, quando se baseiam no EEG na presença de estímulos sensoriais externos como, por exemplo, estímulos visuais ou auditivos. Tais estímulos produzem atividades elétricas corticais evocadas que reduzem a aleatoriedade do sinal EEG (como, por exemplo, sincronização de fase), diminuindo a complexidade do processamento de comandos e, conseqüentemente, tornando a interface mais rápida e eficiente [6]. Neste último caso, as BCIs usam a detecção de respostas no EEG em decorrência de estimulação periódica, sendo as mesmas denominadas de potenciais evocados (PE) [8]. Neste modelo, a BCI necessita de pouco treinamento e tempo adaptação ao sistema, com maior taxa de transferência de informação (ITR, do inglês: *Information Transfer Rate*), ou seja, maior número de comandos por minuto (c/min), quando comparada à BCI passiva [5]. Diversas técnicas de processamento de sinais têm sido aplicadas para detecção objetiva do PE no domínio da frequência, tendo como base a transformada de Fourier [8], usando informações de amplitude como teste F e teste F local (TFL) [9, 10], fase [11] ou ambas, como a função de coerência [12]. O módulo ao quadrado da função de coerência, também denominada por alguns autores simplesmente como coerência [13] é análogo ao coeficiente de determinação (r^2) de estatística, porém no domínio da frequência. Dessa forma, a coerência indica o quanto um sinal é explicado por outro em uma dada frequência [14]. Tais técnicas usam testes estatísticos para detectar a presença de PE, feito pela comparação da resposta do detector com um limiar obtido para a hipótese nula na ausência do PE [8]. As respostas destes detectores aos estímulos em diferentes frequências são as bases para o sistema de decisão da BCI ativa [5]. Logo, o desempenho da interface está associado àquele do detector

usado. Por outro lado, técnicas multivariáveis, por empregarem informação de diversas entradas, melhoram a sensibilidade do detector [14] e da BCI associada a este. A extensão do conceito de coerência para sistemas multivariados leva à coerência múltipla (MMSC – *Multiple Magnitude Squared Coherence*) que reflete o quanto de um sinal é explicado por um conjunto de outros sinais [14]. Este trabalho propõe o uso da MMSC, aplicada em uma BCI ativa para reduzir o tempo de resposta e melhorar o desempenho (sensibilidade e especificidade), e também do teste F local na versão tradicional e normalizada. O sistema utilizado é constituído por um módulo de fotoestimulação que permite estimular em quatro frequências distintas concomitantemente, por um módulo de aquisição de EEG com oito canais e por um monitor que exibe a trajetória de um cursor na tela, sendo a mesma determinada em função das frequências dos foto estimuladores para os quais o indivíduo fixa o olhar.

1.1 Interface cérebro computador - BCI

Um dispositivo é denominado de interface cérebro-computador (BCI, do inglês: *Brain computer Interface*) quando é capaz de converter sinais neurocorticais em sinais de controle para dispositivos externos ao corpo humano. Embora a aquisição de sinais cerebrais no escalpo date de 1929, no trabalho pioneiro de Hans Berger, apenas recentemente algoritmos de processamento de sinal online têm sido aplicados no desenvolvimento de BCIs. A primeira BCI foi construída pelo Dr. Grey Walter, em 1964, que usou eletrodos invasivos acoplados diretamente às áreas motoras corticais de um paciente para controle de um projetor de slides que avançava a apresentação em função da intenção do usuário, a qual era detectada no sinal EEG por alterações de amplitude [15]. Com o surgimento das BCIs em pesquisas iniciais, observou-se a possibilidade de criar um caminho alternativo do sistema nervoso para dispositivos externos. Tal caminho, feito pelo processamento direto da atividade cortical sem intervenção muscular, permite o uso das BCIs em indivíduos com diferentes graus de comprometimento neuromuscular ou mesmo em jogos com mãos livres [16]. As aplicações de BCIs se restringem atualmente a pesquisas de desenvolvimento, estando longe de serem ferramentas e dispositivos com aplicações práticas na rotina de indivíduos com limitações motoras [5, 15]. Isso decorre do fato de existirem muitos desafios práticos para permitir seu uso por uma pessoa com limitações motoras, sem ajuda especializada ou desconforto e que permita adaptação em diferentes ambientes para execução de atividades diárias.

1.1.1 Definição de BCI

Qualquer forma natural de comunicação ou controle requer nervos periféricos e músculos. O processo começa com a intenção do usuário que ativa certas áreas do cérebro que interagem entre si, e os resultados dessas interações são enviados através do sistema nervoso periférico (especificamente, as vias motoras) para execução de movimentos pelos músculos [17]. A atividade resultante denominada de saída eferente transporta os impulsos do sistema nervoso central para o sistema nervoso periférico até um efetor (músculo). A via aferente, ao contrário da eferente, faz a comunicação dos receptores sensoriais para o sistema nervoso central [17]. No controle de movimento, a via motora (eferente) é essencial para gerar movimento e a via sensorial (aferente) é particularmente importante para a aprendizagem e realimentação do posicionamento de articulações e músculos na execução de tarefas, como digitar ou tocar um instrumento musical [15]. A BCI oferece então uma via alternativa à comunicação natural e controle (Figura 1.1) e usa as vias aferentes para fazer realimentação ao usuário para aprimorar o desempenho.

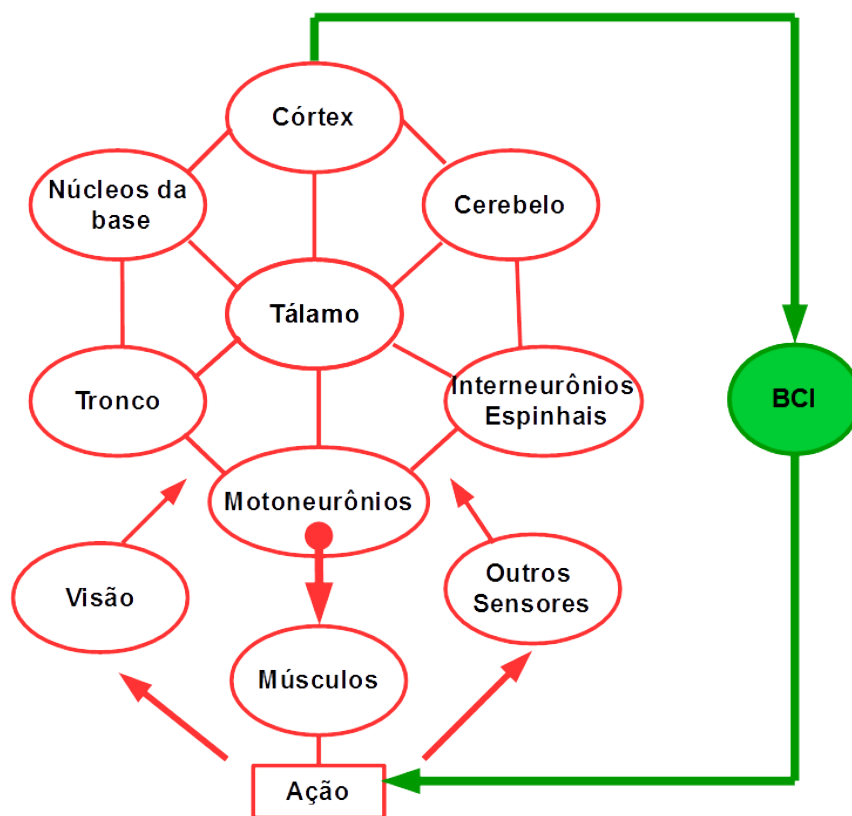


Figura 1.1: Digrama da BCI como sistema alternativo. Caminho natural de execução de movimentos em vermelho, em verde o caminho alternativo da BCI para execução de tarefas motoras [1].

A BCI, como sistema artificial, deve ignorar as vias eferentes normais do corpo, (Figura 1.1) que são os canais de saída neuromusculares [6], e processar diretamente

a atividade cerebral associada à intenção do usuário. Tal intenção é traduzida em sinais de controle para o meio externo ao usuário. Esta tradução envolve processamento de sinais e reconhecimento de padrões, feitos por um computador com sistema de processamento digital dedicado [15]. Uma vez que a atividade processada originou-se diretamente a partir do cérebro, e não a partir dos sistemas periféricos ou músculos, o sistema é chamado de BCI.

As BCIs, como canais artificiais de saída a partir do cérebro, ao contrário de outros sistemas de interface homem-computador, que exigem atividade muscular, podem proporcionar assistência para pessoas com limitações motoras. Algumas doenças que evoluem para síndrome locked-in (síndrome do encarceramento) como a esclerose lateral amiotrófica (ALS, do inglês, *Amyotrophic Lateral Sclerosis*) é um dos casos em que a BCI pode ser empregada. No caso da ALS, todas as funções cognitivas ou sensações permanecem intactas enquanto o movimento voluntário é perdido. Os pacientes nessas condições podem ver, ouvir e entender o que está acontecendo ao seu redor, mas não conseguem controlar seus músculos devido ao fato da ALS afetar apenas os neurônios específicos, como os neurônios motores, que são parte integrante das vias motoras, porém não utilizados pela BCI. Nesse contexto, a BCI pode ser usada como sistema de apoio para locomoção do paciente e interação com o meio externo, permitindo uso de teclados virtuais para comunicação.

A operação de uma BCI pode ser dividida em quatro etapas: (i) Registro da atividade cerebral (invasiva ou não); (ii) Processamento de sinais e reconhecimento de padrões; (iii) Sistema de feedback (realimentação) para o usuário; (iv) Sistema de saída de comandos, que executa a intenção do usuário sempre que este o desejar (Figura 1.2). Isto é, uma BCI pressupõe intrinsecamente que o usuário deseja executar alguma tarefa, sendo esta intenção transformada em ação por meio da BCI. Portanto, cabe salientar que sistemas que apenas detectam passivamente mudanças na atividade cerebral que ocorrem sem qualquer intenção do usuário, como a atividade EEG associada à carga de trabalho, excitação, ou sono, não são denominados BCIs [15].

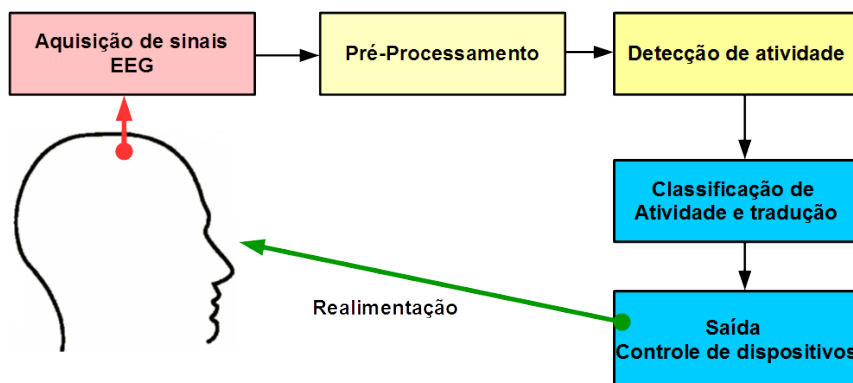


Figura 1.2: Estágios de operação de uma BCI

Medir a atividade cerebral relacionada a um evento sensorial ou cognitivo de forma eficaz é um primeiro passo crítico para uma interface cérebro-computador, logo, as BCIs, possuem dispositivos de aquisição dedicados ou adaptados aos objetivos. No entanto, a medição em si não é suficiente, pois os sinais corticais em geral possuem morfologia complexa, com baixa razão sinal ruído (SNR, do inglês: *signal-to-noise ratio*). Assim, no projeto de uma BCI, somente se detectam e classificam padrões de atividades específicas aos sinais cerebrais que sejam associados às tarefas a serem executadas por essa BCI [6, 15]. Dessa forma, quando o usuário produz os padrões pré-determinados pela estratégia mental (às vezes denominado de estratégia experimental ou abordagem), a BCI detecta as respostas corticais para produzir os comandos de saída. A estratégia mental determina o que o usuário deve fazer para produzir padrões cerebrais passíveis de classificação, e também impõem restrições sobre o software e hardware da BCI, tais como a aquisição e processamento do sinal [18]. A quantidade de informação e treinamento necessário para utilizar com êxito uma BCI também depende da estratégia mental. As mais comuns são estratégias mentais de atenção seletiva e imagética motora seletiva [6, 19–21].

1.2 Atenção Seletiva e BCI com Potencial Evocado

BCIs com base na atenção seletiva necessitam de estímulos fornecidos por sistema de estimulação, sendo também denominadas de interface ativa. Tais sistemas usam a detecção das respostas evocadas dos estímulos para controlar dispositivos [6, 7]. Os estímulos podem ser auditivos [22] somatossensoriais [23], ou, como na maioria das BCIs, visuais [5]. Assim, cada sistema pode utilizar estímulos combinados em diferentes tons, diferentes estímulos táteis, ou luzes intermitentes em diferentes frequências. Numa configuração típica de BCI, cada estímulo está associado a um comando de controle. Para selecionar um comando, o usuário muda o foco de atenção para o estímulo correspondente. Por exemplo, em um sistema de navegação para mover um cursor na tela do computador, a BCI faz uso de quatro estímulos associados aos comandos de movimento do cursor: esquerda, direita, para cima e para baixo [1, 15]. Neste sistema, basta ao usuário mudar o foco de atenção para uma das fontes de estimulação para que o movimento do cursor seja efetuado. Os estímulos podem ser representados por uma grande variedade de mensagens e comandos, tais como letras, palavras, instruções para mover um braço robótico ou cadeira de rodas [1, 7, 15].

Sistemas baseados na atenção visual podem ser construídos com duas abordagens diferentes, dependendo de estímulos diferentes, estratégias mentais e técnica de pro-

cessamento de sinal abordada na classificação de comandos. Essas abordagens são escolhidas em função dos padrões cerebrais que os estímulos produzem. Nas BCIs visuais, é comum o uso dos potenciais P300 [15] (potencial evocado com latência aproximada de 300 ms após o evento) ou potenciais evocados visuais de regime permanente (SSVEP – do inglês: *steady state evoked potential*, a serem abordados na seção 2.4), quando estimulação é feita em frequência acima de 4 Hz [2]. A BCI com P300 depende de estímulos que aparecem sequencialmente, geralmente símbolos gráficos, como cartas ou fotografias, representando as metas da BCI, como controlar um cursor [24, 25]. A atenção seletiva para um símbolo desejado evoca o padrão P300, que se desenvolve em áreas do cérebro centro-parietal (localização próxima Pz no Sistema 10-20 para o EEG multicanal) cerca de 300 ms após a apresentação do estímulo [26, 27]. Por outro lado, a BCI baseada na detecção do SSVEP, o símbolo ou letra para o qual o usuário foca sua atenção são determinados pela frequência do mesmo. Assim como no P300, a BCI com SSVEP exige uma série de estímulos visuais associados a comandos específicos relacionados às saídas da BCI [1, 15]. Em contraste com a abordagem do P300, no entanto, estes estímulos são intermitentes, através de, LEDs, lâmpadas ou símbolos emitindo pulsos luminosos a uma determinada taxa, piscando ininterruptamente e em diferentes frequências na faixa que levam a SSVEPs (4 a 50 Hz) [5]. Ao focar a atenção em uma das fontes de estimulação, um indivíduo apresentará SSVEP na frequência fundamental e harmônicos do estímulo [5]. Isto é, se o estímulo alvo pisca, por exemplo a 24 Hz, o SSVEP resultante também ocorrerá em 24 Hz e a BCI pode determinar qual estímulo foi focado pelo usuário, detectando a atividade no córtex visual em uma frequência específica ou em seus harmônicos.

Abordagens de BCI usando atenção seletiva e potenciais evocados são confiáveis para os usuários e apresentam menor tempo de resposta quando comparadas a outros sistemas [6]. Além disso, estas abordagens requerem pouco ou nenhum treinamento para os usuários produzirem P300s e SSVEPs [20, 28]. Quase todos os indivíduos podem desempenhar tarefas para manter o foco em símbolos por alguns segundos, sendo que diversas BCIs baseadas em P300 e SSVEP foram desenvolvidas para, por exemplo, o controle de um cursor [25, 28]. Entretanto, uma das desvantagens das aplicações com P300 e SSVEP é que tais sistemas exigem que o usuário mude o foco de atenção para selecionar comandos diferentes, dificultando, sem contudo impossibilitar, sua aplicação em pacientes completamente bloqueados (*locked-in*) [19, 29].

1.3 Objetivo

O objetivo principal desta teste de Doutorado é o desenvolvimento de Interface cérebro computador (BCI) com potencial evocado visual de regime permanente (SS-VEP) aplicada ao controle do cursor de um monitor, aplicando coerência múltipla e teste F normalizado.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

O olho é tanto um dispositivo óptico quanto um dispositivo neuronal [2]. A luz entra no olho e passa através de meios transparentes (córnea, o humor aquoso, o cristalino e o humor vítreo) para atingir a retina (Figura 2.1). Um pré-requisito para o funcionamento normal da retina é um sistema óptico intacto. Por exemplo, a catarata, que torna o cristalino opaco, pode impedir um estímulo luminoso de atingir a retina e a sua subsequente transdução em sinais elétricos que são transmitidos para o córtex visual onde a percepção do estímulo ocorreria.

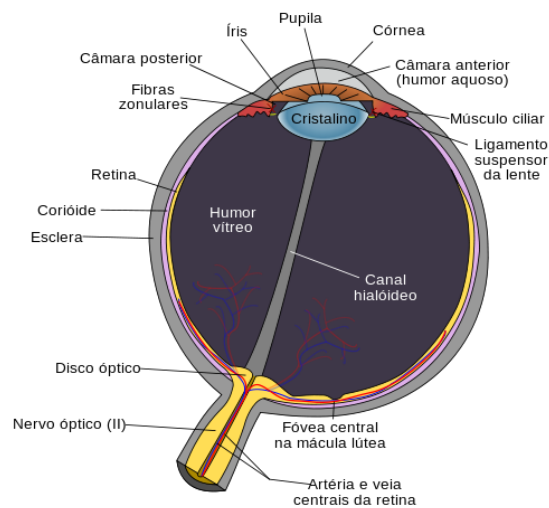


Figura 2.1: Representação do globo ocular e estruturas internas (Fonte de domínio público).

A retina é uma membrana neuronal que reveste a parte posterior do olho. A luz entra pelo globo ocular e atravessa as lentes de projeção formadas pela córnea e o cristalino e atinge os fotorreceptores. A intensidade da luz é determinada pelo diâmetro da pupila, que é controlada pela íris, trabalhando como um diafragma que possui abertura controlada pela musculatura ciliar.

A retina apresenta organização laminar (Figura 2.2), estando as células organizadas em camadas ordenadas no sentido contrário ao que a luz entra pelo sistema ocular. A camada mais interna é a camada de células ganglionares (G) que contém os corpos celulares das células ganglionares que fazem conexão com o nervo óptico, responsável por levar informação ao resto do encéfalo. A seguir está a camada nuclear interna, que contém os corpos celulares das células bipolares (B), as células horizontais (H) e as células amácrinas (A). Finalmente, tem-se a camada dos segmentos externos dos fotorreceptores (P) no epitélio pigmentado. Entre a camada de células ganglionares e a camada nuclear interna encontra-se a camada plexiforme interna, na qual se estabelecem contatos sinápticos entre células bipolares, amácrinas e ganglionares. Entre as camadas nuclear interna e externa encontra-se a camada plexiforme externa, na qual os fotorreceptores estabelecem contatos sinápticos com células bipolares e horizontais.

Na retina de vertebrados, existem duas classes de fotorreceptores: os cones e os bastonetes. A retina humana é dominada por bastonetes, contendo apenas cerca de 5 % de cones [2]. Os fotorreceptores possuem três seções funcionais, sendo que o segmento externo contém os fotopigmentos sensíveis à luz, juntamente com a máquina de fototransdução organizada em uma série de discos membranosos formados por duplas camadas lipídicas [3]. Os segmentos internos possuem o núcleo e organelas celulares responsáveis pela manutenção da estrutura celular. O terminal dos fotorreceptores contém as áreas de sinapses, onde o neurotransmissor glutamato permite a comunicação com neurônios de segunda ordem [3]. Todos os bastonetes contêm o mesmo tipo de pigmento visual, a rodopsina. Os três tipos de cones, cada um sensível a um tipo de comprimento de onda (vermelho 558 nm, verde 531 nm ou azul 419 nm), são diferenciados pelo fotopigmentos contidos no segmento externo [2].

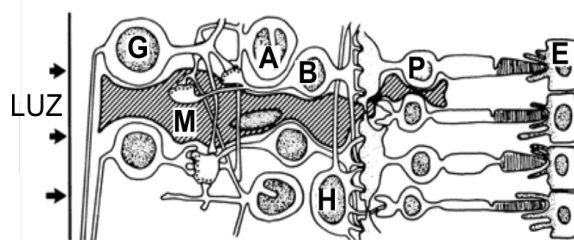


Figura 2.2: Representação das camadas encontradas nas retina. G, células ganglionares; M, células gliais; A, células amácrinas; B, células bipolares; H, células horizontais; P, fotorreceptores; E, epitélio pigmentado. (Adaptado de [2]).

Os pigmentos visuais são ativados pela absorção da luz que dá início à cascata de fototransdução. Esta cascata culmina com o fechamento de canais iônicos ao longo do segmento externo, cuja membrana se encontra despolarizada no escuro, levando

à hiperpolarização da membrana, e uma conseqüente redução na taxa de liberação do neurotransmissor no terminal sináptico na presença de luz. No olho humano, a amplificação adquirida com a cascata de fototransdução é tal que uma sensação visual pode ser resultado de uma absorção quântica de poucos fótons [3].

As células fotorreceptoras usam o glutamato como neurotransmissor sendo que na camada plexiforme externa cada fotorreceptor efetua contatos sinápticos com dois tipos de células: as células bipolares, que fazem conexão direta entre fotorreceptores e células ganglionares, e as células horizontais, que fornecem informação lateralmente para camada plexiforme externa, influenciando a atividade de células bipolares vizinhas [2]. As células bipolares podem ser divididas em duas classes: células tipo OFF, que apresentam canais cátions de sódio (Na^+) ativados por glutamato, levando à despolarização da célula, e células tipo ON, que respondem ao glutamato com uma hiperpolarização associada às proteínas G. Cada célula bipolar recebe aferências diretas dos grupos de fotorreceptores, cujo número varia de um, no centro da fóvea, a milhares, na retina periférica, e podem estar conectadas a fotorreceptores vizinhos pelas células horizontais em um anel circunscrito [2]. Estas conexões entre as células formam o campo receptivo de uma célula bipolar que corresponde à área da retina em que há modificação do potencial de membrana pela presença de luz. Este campo é composto por duas porções: uma área circular de retina que proporciona aferências diretas do fotorreceptor, chamada de centro receptivo, e uma área adjacente chamada de periferia do campo receptivo formado pelas aferências de células horizontais [3]. As repostas entre o centro do campo receptivo e periferia são antagônicas.

A organização dos campos receptivos em centro-periferia passa das células bipolares para as ganglionares através das sinapses na camada plexiforme interna. As conexões laterais das células amácrinas também contribuem para formação de campos receptivos, de tal forma que o desenvolvimento de campos receptivos antagonistas forma a base para codificação de padrões espaciais e contraste [2]. A informação cromática líquida é derivada dos circuitos de comparadores formados pelos campos receptivos de diferentes fotorreceptores e transmitidos a partir das células ganglionares através do nervo óptico até o núcleo geniculado lateral (NGL) do córtex visual [3].

Diferentes regiões da retina são especializadas em diferentes funções, as quais são evidenciadas por alterações na organização da arquitetura da retina. Por exemplo, a melhor acuidade visual ocorre na fóvea central, região denominada fovéola (Figura 2.3). Esta região contém apenas cones em uma estrutura altamente ordenada em que cada cone da fovéola faz contato com apenas uma célula bipolar, e esta a uma célula ganglionar de cada classe. Como resultado, a resposta de cada cone da fovéola é transmitida com alta fidelidade através da retina. Por outro lado, ao se afastar da região da fóvea da retina, a acuidade visual decai, o que está correlacionado com

a diminuição da densidade de células ganglionares, sendo que estas fazem conexões com maior número de bastonetes [2].

A maior parte das células ganglionares na retina apresentam um campo receptivo organizado como centro-periferia com seu centro do tipo ON ou OFF. Na retina humana, distinguem-se dois tipos de células ganglionares principais: as células ganglionares do tipo M, que são grandes e constituem a via magnocelular, representando apenas 5 % do número de células, e as células tipo P que são menores e representam cerca de 90 % do número de células, formando o sistema parvocelular. Existe um terceiro grupo de células pouco caracterizado e denominado não-M e não-P [3]. As células tipo M possuem maiores campos receptivos, conduzem com maior velocidade o potencial de ação no nervo óptico, são mais sensíveis a estímulos de baixo contraste e costumam responder com série rápida e transitória de potenciais de ação quando têm seus campos receptivos excitados. Estas células são importantes para reconhecimento de movimento. As células tipo P possuem menores campos receptivos e disparam potenciais de ação com descarga sustentada, que persiste enquanto houver estímulo. Estas células são importantes para reconhecimento de forma e de detalhes finos [3]. As células tipo P são especializadas no processamento de cores vermelho-verde, as células não-M no processamento das cores vermelho-verde, e não-P nas cores azul-amarelo. As células formam centros receptivos do tipo ON para uma cor e OFF para outra [3] em mecanismo de oposição.

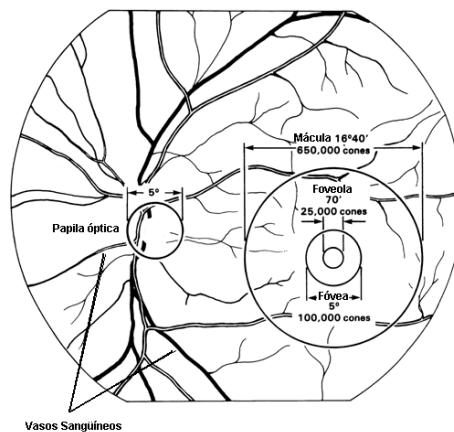


Figura 2.3: Fundo ocular. O tamanho da papila óptica, mácula, fóvea e foveola são expressas em graus de ângulo visual. A papila óptica corresponde ao ponto cego da retina onde há presença de grandes vasos sanguíneos e a saída do nervo óptico (Adaptado de [2]).

Esta complexa fisiologia da retina pode ser parcialmente estudada por eletrorretinografia (ERG). A manipulação de estímulos visuais permite a avaliação da integridade funcional de fotorreceptores e circuitos neuronais da retina.

As fibras nervosas a partir das células ganglionares na mácula constituem o pacote papilomacular que ocupa o lado temporal da retina. Este feixe de fibras,

em seguida, se projeta para o quiasma óptico, estrutura presente na base do crânio posicionada à frente da hipófise. O comprimento do nervo óptico do olho para o quiasma é de cerca de 50 mm e é composto por fibras nervosas originadas nas células ganglionares [2]. Fibras de células ganglionares periféricas ocupam poucas posições centrais na papila óptica e nervo óptico. As fibras do nervo óptico são pequenas fibras mielinizadas, sendo compostas por 92 % dos axônios de 2 μm ou menos de diâmetro [2].

A retina humana possui projeções para ambos os lados ipsilateral (mesmo lado) e contralateral (lado oposto) do córtex. Fibras da retina nasal decussam (cruzam) no quiasma óptico, e a partir daí configuram o tracto óptico que passa abaixo da pia-máter nas superfícies laterais do diencéfalo (Figura 2.4a). O tracto óptico projeta-se em direção ao núcleo geniculado lateral (NGL) e deste há projeções de axônios em direção ao córtex visual primário (área 17 ou V1) pela via denominada de radiação óptica. Nos seres humanos, a informação viaja para duas outras áreas visuais (áreas 18 ou V2 e 19 ou V3) através da área 17 (Figura 2.4b), sendo que não há nenhuma projeção direta do NGL ao córtex estriado (áreas 18 e 19). No cérebro dos primatas, 35 áreas do córtex visual já foram identificadas [2]. Desenvolvimento em neuroimagem e, especificamente, a tomografia por emissão de pósitrons (PET) e ressonância magnética funcional, em conjunto com as novas tecnologias em histologia, têm melhorado a compreensão do sistema visual humano [2]. O presente conhecimento confirma que a complexidade da representação cortical visual demonstrada em macacos também é válida para os seres humanos.

Cerca de um terço do cérebro humano está envolvido no processamento visual. Embora não seja ainda possível subdividir o córtex visual com o detalhamento realizado em macacos, pelo menos dez áreas corticais já foram identificadas em humanos, com base em combinação de fatores anatômicos, funcionais e estudos comportamentais.

ao meio extracelular [30], o qual sofre flutuações em função da atividade celular, principalmente em função das sinapses. Caso a célula nervosa seja excitada, esta pode gerar pulsos denominados potenciais de ação (PA) que se propagam para outras células por meio de sinapses. Os potenciais sinápticos são considerados de importância fundamental na geração dos campos elétricos extracelulares, que somados espacialmente e temporalmente conformam o sinal de eletroencefalograma (EEG) medido no escalpo.

O EEG é o registro sobre o escalpo das variações de tensão resultante da atividade elétrica cortical ao longo do tempo. Tal atividade se propaga pelas estruturas anatômicas (fluido cerebral, meninges e caixa craniana) entre córtex e o escalpo que a atenua e espalha. As descargas elétricas no córtex apresentam amplitudes na faixa de 500 a 1500 μV , enquanto a atividade registrada no escalpo tem seus valores restritos à faixa de 10 a 100 μV [31]. Em estudos com humanos, o EEG é registrado a partir de uma rede padrão de colocação de eletrodos, o sistema 10-20, indicado na Figura 2.5.

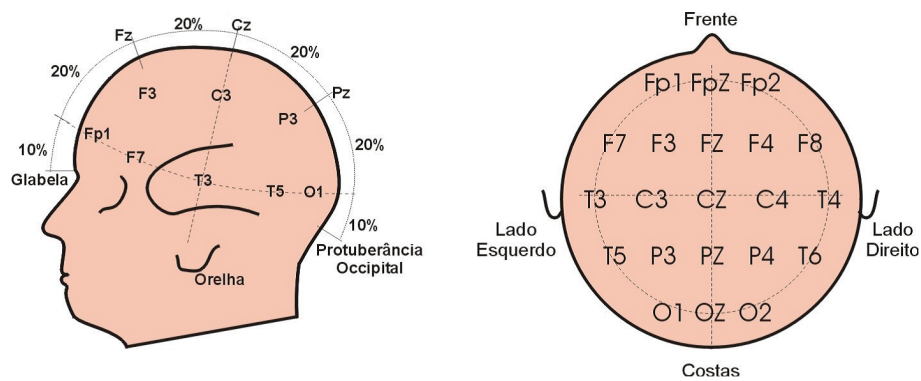


Figura 2.5: Sistema padrão 10-20 de colocação de eletrodos para o registro de sinal de EEG.

Vários métodos, como a hiperventilação, FEI (fotoestimulação intermitente), ou o sono, podem ser utilizados para acentuar as anomalias pré-existentes ou até mesmo fazer com que um sinal de EEG em princípio normal torne-se patológico. Tais métodos são conhecidos como procedimentos de ativação [32].

2.2 Protocolos de estimulação e potencial evocado visual (VEP)

Os potenciais evocados visuais (VEP, do inglês: *visual evoked potential*) são respostas corticais presentes no EEG em função de estímulos visuais externos [32]. Na representação cortical, os VEPs possuem maior amplitude nas áreas relacionadas ao sistema visual. Existem diversos tipos de estimulação, das quais se pode citar,

o padrão intermitente (flash ou luminância variável) e o padrão espacial (também conhecido como *pattern stimulation*) (Figura 2.6) [5].

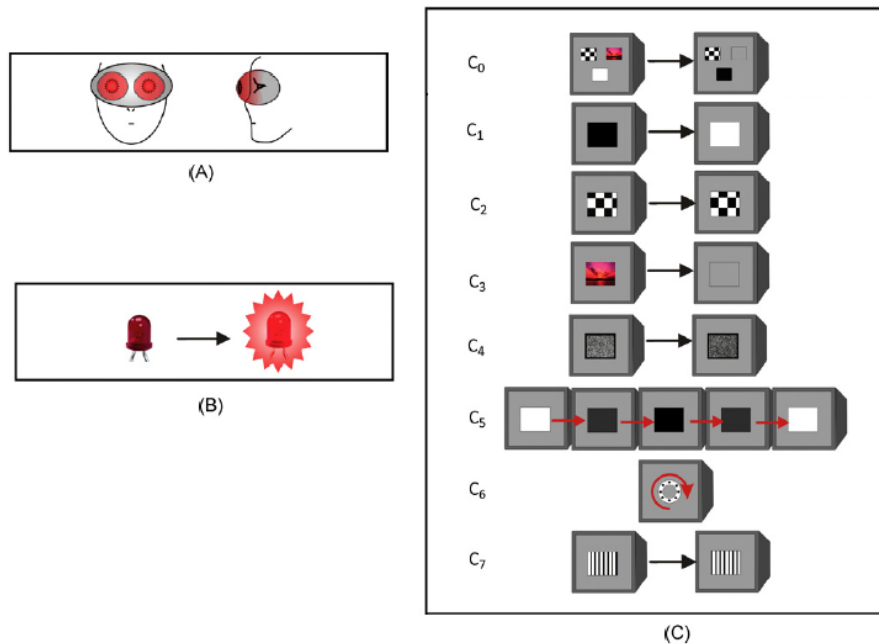


Figura 2.6: Exemplos de padrões de estimulação usados para eliciar potencias evocados. (a) LEDs montados em óculos. (b) LEDs para produção de pulsos luminosos. (c) Pulsos luminosos por imagens (estimulação por padrão) subdivididos em (C₀) imagens combinadas para estudos de BCI. (C₁) simples quadrado. (C₂) padrão reverso. (C₃) imagem. (C₄) ruído gaussiano. (C₅) quadrado com modulação senoidal na luminância. (C₆) estímulos rotativos. (C₇) barras verticais em movimento.

Os VEPs mudam suas características em função do tipo e fonte de estimulação, diferenciando entre VEPs obtidos com flashes ou padrão espacial. Para os padrões espaciais existem diferenças para estimulação com padrão reverso, tipo tabuleiro de xadrez com áreas alternantes entre claro e escuro, ou padrão espacial alternante entre ativado e desativado (do inglês: *pattern ON-OFF VEP*) [5]. Os VEPs são divididos em duas classes, transitório e de regime permanente (SSVEP, do inglês: *steady-state evoked potential*). VEPs transitórios são respostas corticais a mudanças repentinas nos estímulos, sendo úteis para determinar o tempo de propagação de um estímulo visual do olho ao córtex occipital. Tal medida pode ser utilizada para diagnóstico em oftalmologia e para algumas aplicações clínicas (tais como a esclerose múltipla). Eles também podem ter aplicações úteis para o estudo de áreas funcionais visuais do cérebro [33], bem como, aplicações em BCIs [1].

Neste trabalho é dado maior enfoque aos SSVEPs que contêm oscilações periódicas estacionárias em função dos estímulos aplicados a taxas elevadas, acima de 4 Hz [34]. Tal potencial é descrito pela combinação de respostas transitórias sucessivas formando um padrão estável, ou seja, antes que uma resposta cortical termine

é aplicado outro estímulo que gera uma nova resposta cortical e esta se combina com a anterior (Figura 2.7) [5]. A distribuição de amplitude do conteúdo espectral de SSVEP possui picos característicos e permanece estável ao longo do tempo. Os potenciais em regime permanente são menos susceptíveis a artefatos produzidos por movimentos intermitentes e oculares [35] e à contaminação por ruído muscular (eletromiograma) [36]. No estudo para detecção de SSVEP normalmente são usadas técnicas no domínio da frequência que fazem uso de transformadas Fourier, devido à especificidade em frequência de tais potenciais. O SSVEP é aplicado em neurociência para estudos de cognição, memória e em especial para BCI [5].

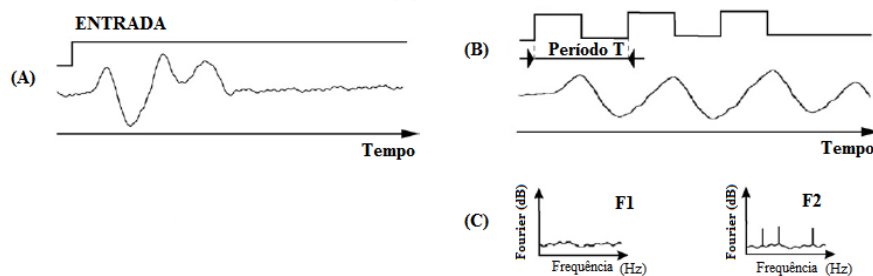


Figura 2.7: Formação VEP transiente e de regime permanente (SSVEP). (a) VEP transiente entrada acima e resposta abaixo. (b) SSVEP com entrada periódica e resposta periódica. (c) Representação no espectro para SSVEP, base para detecção de respostas. (F1) Sem respostas, (F2) Com respostas.

Dentre as características importantes dos SSVEPs para aplicação em BCI, pode-se citar a distribuição de amplitude e a razão sinal/ruído (SNR) em função da frequência de estimulação [4, 34]. Em certas aplicações com potenciais SSVEPs, podem ser aplicados estímulos com taxas máximas de 100 Hz [37]. Pelos resultados encontrados por WANG et al., 2006 e PASTOR et al., 2003 ([4, 34]), ficam evidentes três regiões distintas (Figura 2.8) para estimulação em que se pode obter maiores amplitudes e SNR para SSVEPs. É importante ressaltar que com estimulação em frequências acima de 25 Hz, obtém-se redução do desconforto e da fadiga visual, redução do risco de indução de ataques epiléticos e redução de respostas falsas [4, 38], embora seja mais difícil de detectar o SSVEP, devido a sua menor amplitude.

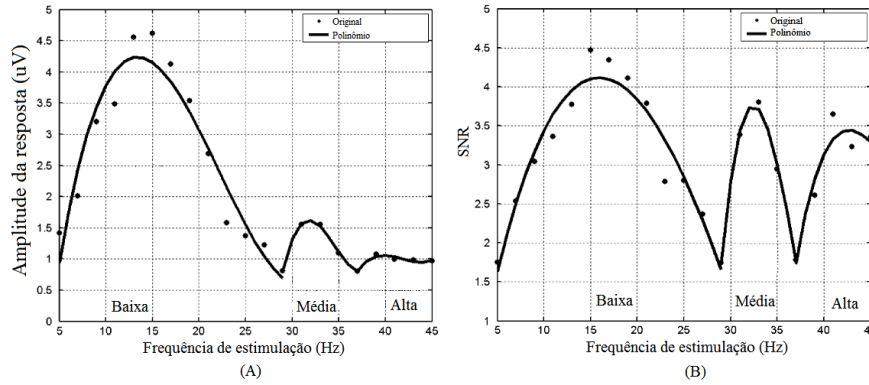


Figura 2.8: Distribuição das respostas SSVEP em função da frequência de estimulação. (a) Amplitude da resposta. (b) Relação sinal ruído (SNR) [4].

2.3 Foto-Sensibilidade e Epilepsia

A estimulação por meio de pulsos luminosos requer alguns cuidados quanto aos tipos e frequências dos estímulos. Segundo ROBERT S. FISHER et al., 2005 [39], que trata dos ataques epiléticos induzidos por padrão ou por luz intermitente (do inglês: *photic or pattern-induced seizure* – PPIS), são apresentadas as seguintes definições:

Ataque epilético fotoinduzido (do inglês: *Photic-induced seizure*) é um ataque epilético provocado pelo estímulo visual correspondente a uma luz intermitente, ou padrões de linhas, grades e quadriculados.

Foto sensibilidade (do inglês: *Photosensitivity*) é uma resposta do EEG a uma estimulação luminosa, consistindo de sinais em espículas, ondas-espículas ou ondas lentas intermitentes nos sinais EEG.

O mecanismo que leva estímulos luminosos a induzir ataques epiléticos ainda não é bem definido, pois as interações celulares são de difícil estudo em pacientes, devido às restrições éticas e práticas envolvidas nesse tipo de pesquisa. Entretanto, nenhuma evidência sugere que a estimulação luminosa leve à epilepsia, ou seja, à condição de convulsões recorrentes de forma crônica e espontânea [39]. As características de um estímulo intermitente que podem provocar uma convulsão são: duração do estímulo, distância da fonte, iluminação de fundo e do estímulo, difusão do padrão, contraste, tipo de padrão luminoso, posição angular, frequência espacial, ciclo de trabalho, cor, olhos abertos ou fechados, visão com um ou dois olhos e estágio de sono vigília.

Alguns estudos concordam que a convulsão se torna mais provável em estímulos com luz que tenha mais brilho do que com uma luz mais fraca. Estímulos com contraste maior também são mais propícios para a ocorrência do ataque epilético. A taxa de repetição ou piscada do padrão é a segunda característica mais influente sobre os ataques epiléticos induzidos por padrão luminoso, sendo menos influente

que o efeito do brilho. De acordo com o trabalho desenvolvido por FISHER et al., 2005 [39], a faixa de repetição que provoca convulsão está entre 15 e 25 Hz, mas para alguns pacientes esse limite se estende até 65 Hz.

A sensibilidade à cor depende do tipo de epilepsia, mas geralmente os estímulos de cor vermelha são mais propensos a provocar convulsões. DREW et al., 2001 [40], observaram a dependência da amplitude de contração da pupila em relação aos parâmetros do estímulo. Em geral, a amplitude da contração diminui com o aumento da frequência dos estímulos, sendo que estímulos alternados nas cores vermelha-azul e azul-verde foram os que produziram as maiores contrações de pupila.

Os resultados encontrados em [40] podem ter algumas implicações na condição foto-sensibilidade, pois na maioria das pessoas fotossensíveis, frequência e cor desempenham um papel importante na predisposição de ataques epiléticos. Como estímulos intermitentes podem induzir atividades rítmicas no cérebro, chega-se à conclusão de que a variação da resposta da pupila a diferentes cores e frequência de estímulos poderia refletir a variação desta atividade rítmica. É importante ressaltar que estímulos modulados por iluminação (cor - preto) produzem uma contração significativamente menor da pupila, ou seja, são menos propensos à foto-sensibilidade, que estímulos modulados por cores (cor - cor). Assim, o projeto de uma BCI deve levar em consideração os aspectos apontados nessa seção para evitar possíveis efeitos indesejados, como desconfortos ao usuário e situações que exijam intervenção médica em caso de ataques epiléticos.

2.4 Técnicas de Detecção e Sistemas de Classificação para SSVEP

Potenciais evocados de regime permanente, decorrentes de estimulação visual, auditiva ou somatossensorial, podem ser detectados no EEG por meio de técnicas estatísticas de detecção objetiva (ORD, do inglês: *Objective Response Detection*) [8, 41]. As técnicas ORD utilizam o teste de hipótese estatístico como critério de avaliação. Assim, estabelece-se uma hipótese nula H_0 de ausência de resposta no sinal analisado e, a partir do conhecimento da distribuição de probabilidade de um parâmetro do sinal dado um nível de significância ou nível de falsos positivos permitidos, é possível calcular um valor crítico usado como limiar nas estimativas do detector, indicando a aceitação ou rejeição da hipótese nula H_0 .

Na detecção de potenciais evocados, em especial os visuais, as técnicas ORD são utilizadas em sistemas para indicar a presença ou ausência de repostas à estimulação de forma objetiva [11, 12, 42]. Dentre as diversas técnicas existentes, podemos destacar o Teste F Espectral (TFE), Teste F Local (TFL) [10], a Medida de Sincronismo

de Fase (CSM) [43], a Magnitude Quadrática da Coerência (MSC) e o teste F Local Normalizado (TFLN) proposto neste trabalho.

A magnitude quadrática da coerência (MSC, do inglês: *Magnitude-Squared Coherence*) utiliza as informações de fase e módulo da transformada de Fourier, diferente das técnicas que usam apenas informação módulo da transformada relacionado à energia do sinal, tais como os detectores TFE e TFL. Com a junção de duas informações espera-se melhorar a sensibilidade e especificidade do detector, principalmente quando a MSC é aplicada a sinais EEG com repostas próximas aos ritmos naturais do EEG (*alfa, beta, gama e teta*) em que o EEG de fundo possui energia elevada, mas fase decorrelacionada com estimulação.

2.4.1 Magnitude Quadrática da Coerência Simples (MSC)

Como mencionado anteriormente, a coerência permite quantificar o grau de dependência linear entre dois sinais, de forma análoga ao coeficiente de correlação, mas no domínio da frequência. A medida da MSC ($\gamma_{xy}^2(f)$) estabelece a coerência entre um sinal de estimulação $x[k]$ e uma derivação simples do EEG, $y[k]$ (Figura 2.9), onde $X(f)$ e $Y(f)$ são suas transformadas de Fourier. Assim, a coerência é definida [44] pela Equação 2.1:

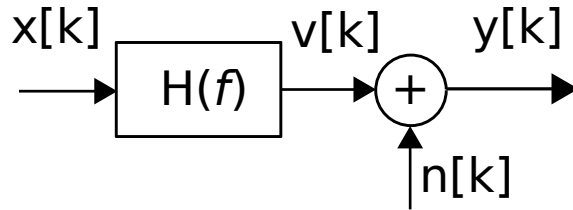


Figura 2.9: Modelo de sistema univariado, onde $x[k]$ é o sinal de estimulação, $v[k]$ a resposta ao estímulo, $n[k]$ sinal EEG de fundo como ruído e $y[k]$ a resposta final ao estímulo.

$$\gamma_{xy}^2(f) = \frac{\left| \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E [X^*(f)Y(f)] \right|^2}{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E [|X(f)|^2] \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E [|Y(f)|^2]} , \quad (2.1)$$

onde $E[\cdot]$ representa o operador valor esperado.

Se o sinal for considerado um sinal ergódico, segmentado em um número de janelas M , sendo $X_i(f)$ e $Y_i(f)$ as transformadas de Fourier das i -ésimas janelas, então, a estimativa da coerência feita com o periodograma de Bartlett é dada por:

$$\hat{\gamma}_{xy}^2(f) = \frac{\left| \sum_{i=1}^M [X_i^*(f)Y_i(f)] \right|^2}{\sum_{i=1}^M |X_i(f)|^2 \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2} \quad (2.2)$$

Para um sinal de estimulação $x[k]$ determinístico e periódico, e se todas as janelas estiverem sincronizadas com os estímulos, $X_i(f)$ será sempre igual, resultando em seu cancelamento no numerador e denominador de 2.2 [45], levando a:

$$\hat{\kappa}_y^2(f) = \frac{\left| \sum_{i=1}^M [Y_i(f)] \right|^2}{M \cdot \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2}, \quad (2.3)$$

onde $\hat{\kappa}_y^2(f)$ é a estimativa da magnitude quadrática da coerência (MSC). Tal estimativa indica a correlação linear entre os componentes harmônicos dos estímulos e do potencial evocado [44]. Na ausência de respostas, o valor da estimativa tende assintoticamente para zero. Para um sinal EEG ($y[k]$) modelado como ruído gaussiano, na ausência de respostas, a hipótese nula (H_0) segue a distribuição de probabilidade Beta (β) [46]. Então:

$$\hat{\kappa}_y^2(f)_{H_0} \sim \beta(1, M - 1) \quad (2.4)$$

Para um nível de significância α , o valor crítico para H_0 é obtido como:

$$\hat{\kappa}_{crit}^2 = 1 - \alpha^{\left(\frac{1}{M-1}\right)}, \quad (2.5)$$

2.4.2 Magnitude quadrática da coerência múltipla (MMSC)

A estimativa da coerência múltipla entre um estímulo periódico e um conjunto de sinais EEG de N eletrodos ($y_i[k], j = 1, 2, 3, \dots, N$) para um sistema linear multi-variado (Figura 2.10) pode ser calculada por:

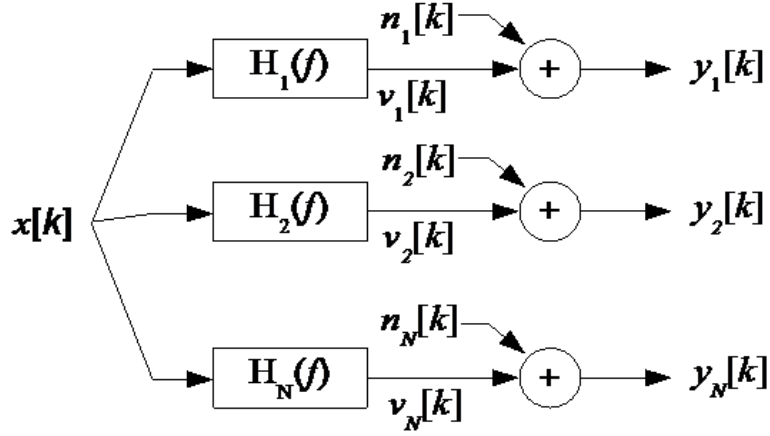


Figura 2.10: Modelo do sistema multivariado para estimativa da MMSC. $x[k]$ é um sinal de estimulação periódico, filtrado pelas funções de transferência $H_N(f)$ para fornecer o SSVEP da j -ésima derivação. N é o número de sinais de EEG, $y_j[k], j = 1, 2, \dots, N$ que possuem informação do SSVEP somado ao EEG de fundo $n_j[k]$.

$$\hat{\kappa}_N^2 = \frac{V(f) \cdot \hat{S}_{YY}^{-1}(f) \cdot V^H(f)}{M}, \quad (2.6)$$

onde:

$$V(f) = \left[\sum_{i=1}^M Y_{1i}(f) \sum_{i=1}^M Y_{2i}(f) \cdots \sum_{i=1}^M Y_{Ni}(f) \right] \quad (2.7)$$

$$\hat{S}_{YY}(f) = \begin{bmatrix} \hat{S}_{Y_1Y_1}(f) & \hat{S}_{Y_1Y_2}(f) & \cdots & \hat{S}_{Y_1Y_N}(f) \\ \hat{S}_{Y_2Y_1}(f) & \hat{S}_{Y_2Y_2}(f) & \cdots & \hat{S}_{Y_2Y_N}(f) \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ \hat{S}_{Y_NY_1}(f) & \hat{S}_{Y_NY_2}(f) & \cdots & \hat{S}_{Y_NY_N}(f) \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

onde “ $\hat{}$ ” e H correspondem à estimativa e ao operador Hermitiano (complexo conjugado transposto) da matriz, respectivamente. M é o número de trechos (janelas), $Y_ji(f)$ a transformada de Fourier do i -ésimo trecho do sinal do canal j para $i = 1, 2, 3, \dots, M$ e $j = 1, 2, 3, \dots, N$ e $\hat{S}_{Y_pY_q}(f)$ a estimativa da densidade espectral de potência cruzada dos sinais nos eletrodos p e q ($p, q = 1, 2, \dots, N$) [46], dada por:

$$\hat{S}_{Y_pY_q}(f) = \sum_{i=1}^M Y_{pi}^*(f) \cdot Y_{qi}(f) \quad (2.9)$$

Para a hipótese nula de ausência de resposta (H_0), a MMSC segue uma distribuição beta com N e $M-N$ graus de liberdade, dado por:

$$MMSC(f) \sim \beta (N, M - N) \quad (2.10)$$

2.4.3 Teste Espectral F local (TFL)

O teste Espectral F local (TFL) é uma técnica no domínio da frequência que avalia a razão entre a potência da resposta ao estímulo e a potência do ruído (Equação 2.11) [10]. Este teste também fornece uma estimativa direta da razão sinal/ruído (SNR) indicando a razão entre a potência da resposta e do ruído de fundo [4].

$$\hat{\phi}(f_0) = \frac{|Y(f_0)|^2}{\frac{1}{L} \cdot \sum_{\substack{j=f_0-L/2 \\ j \neq f_0}}^{f_0+L/2} |Y(f_j)|^2}, \quad (2.11)$$

onde $Y(f_0)$ e $Y(f_j)$ são as transformadas discretas de Fourier do sinal EEG na frequência da resposta ($Y(f_0)$) e na j -ésima componente espectral adjacente a f_0 , respectivamente, e L é o número de componentes espectrais vizinhas utilizadas na estimativa da potência do ruído. Considerando-se um sinal gaussiano, as estimativas de potência do sinal e do ruído são variáveis aleatórias com distribuições proporcionais a uma distribuição chi-quadrada (χ^2). A razão entre duas variáveis aleatórias independentes com distribuições chi-quadradas, divididas cada uma delas por seu número de graus de liberdade, segue a distribuição F de Fisher. Com base nisso, o valor crítico para ϕ (Anexo A.1), para um dado nível de significância α , é dado por:

$$\phi_{crit} = F_{2,2L,\alpha} = L \cdot \left(\alpha^{-\frac{1}{L}} - 1 \right) \quad (2.12)$$

Assim como na MSC e MMSC, a detecção ocorre quando o valor estimado é superior ao valor crítico $\hat{\phi}(f_0) > \phi_{crit}$.

2.4.4 Medidas de Desempenho para BCIs

O desempenho de um sistema BCI com SSVEP ou outras modalidades, em geral, aborda tempo de resposta e acurácia, curva ROC e taxa de transferência de informação (ITR) como medidas de desempenho. Tais medidas são importantes para comparar os diferentes tipos de interfaces e métodos de detecção adotados em cada trabalho. A seguir são definidas e exemplificadas algumas medidas de desempenho.

Tempo de resposta (T_{RESP}): corresponde ao tempo para o sistema detectar intenção do usuário, no caso da BCI com SSVEP, equivale ao tempo de detectar resposta decorrente do sinal de estimulação após o usuário focar atenção na fonte de estímulo (Figura 2.11).

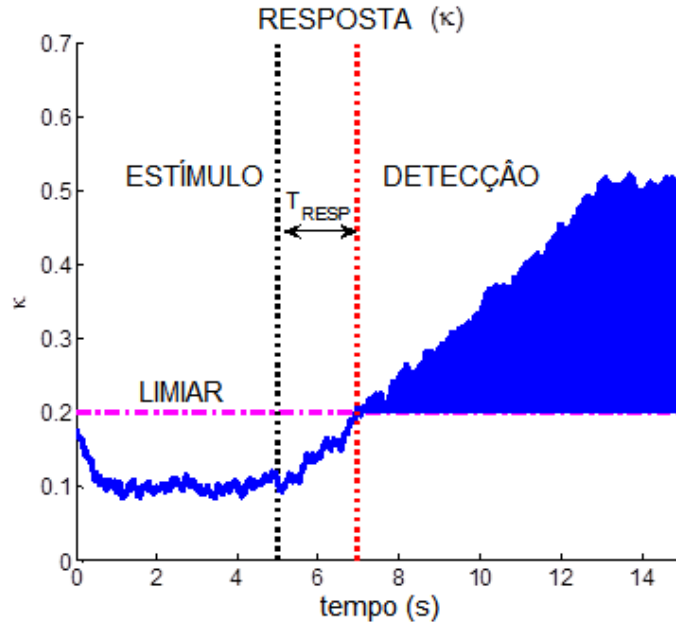


Figura 2.11: Demonstração do tempo de resposta em BCI.

Sensibilidade: taxa de detecção dos casos verdadeiros positivos (VP) dentre o conjunto de casos positivos (P).

$$Sensibilidade = \frac{VP}{P} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.13)$$

Especificidade: taxa de detecção da condição negativa (VN) para os casos negativos (N).

$$Especificidade = \frac{VN}{N} = \frac{VN}{FP + VN} \quad (2.14)$$

A sensibilidade e especificidade podem ser compreendidas a partir das funções de densidade de probabilidade para as hipóteses nula (H_0) e alternativa (H_1). A Figura 2.12 mostra um exemplo com essas duas distribuições com um nível de significância para rejeição de H_0 de 0,05. Nesse caso, a sensibilidade, que corresponde à probabilidade de se aceitar H_1 quando esta for verdadeira, será igual a 0,97 (probabilidade complementar ao nível de significância). Por outro lado, a especificidade, que é definida como a probabilidade de se aceitar H_0 quando esta for verdadeira, corresponde à área sob distribuição de H_0 para valores de x menores que o limiar de rejeição ($x < Limiar$).

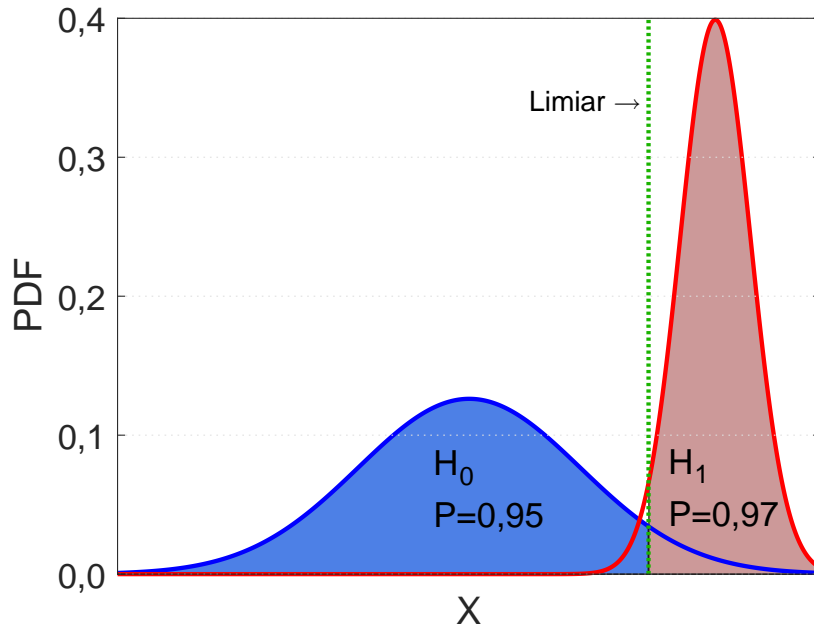


Figura 2.12: Sensibilidade e Especificidade das distribuições de probabilidade para hipótese nula (H_0) para ausência de respostas e hipótese alternativa (H_1) para presença de respostas. O limiar adotado indica ponto de separação adotado para as duas distribuições.

Taxa de acertos (TA): também referida na literatura como acurácia, é proporção de predições corretas para total de casos apresentados ($S = P + N$) (Equação 2.15), e mede a capacidade de classificação do sistema.

$$TA = \frac{VP + VN}{P + N} = \frac{VP + VN}{S} \quad (2.15)$$

Curva ROC (do inglês: *receiver operator characteristics*): curva obtida variando-se o limiar do sistema de classificação ou detecção adotado. Para cada valor de limiar é estimada a sensibilidade e especificidade do sistema, e com os valores obtidos é traçada a curva ROC da sensibilidade em função de 1-especificidade (erro). Pela curva ROC e da área abaixo da curva (AUC) é possível inferir sobre o comportamento do sistema de classificação bem como a separação entre as distribuições de probabilidade (Figura 2.13). Um classificador perfeito corresponderia a uma linha horizontal no topo do gráfico com área unitária, mas em sistema reais as curvas consideradas estão entre a linha diagonal e do sistema ideal, em que quanto maior a distância da linha diagonal, melhor é o sistema. A linha diagonal indica uma classificação aleatória, ou seja, um sistema binário que aleatoriamente seleciona saídas como positivas ou negativas. Uma medida padrão para a comparação de sistemas é a área sob a curva (AUC), que pode ser obtida por métodos de integração numérica; quanto maior a AUC, melhor será o sistema de classificação (Figura 2.13).

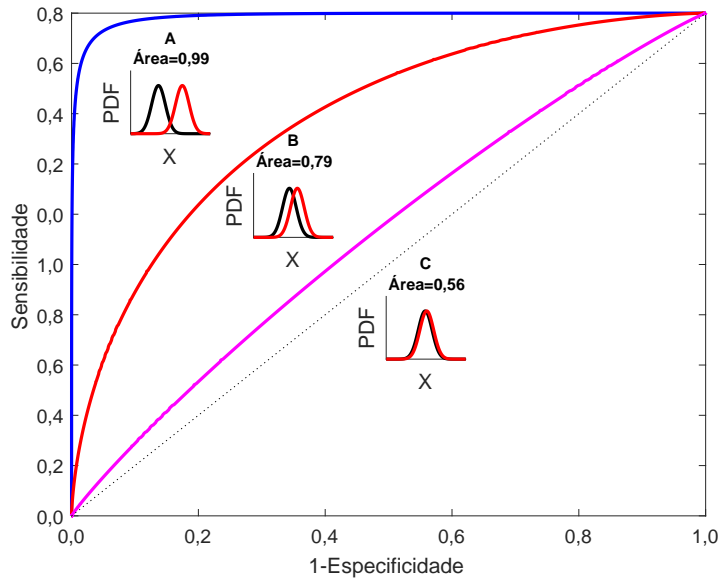


Figura 2.13: Curva ROC para diferentes separações entre classes. (A) Curva próxima ao ideal. (B) Curva com interseção entre as classes. (C) Curva próxima a de um sistema aleatório binário representado pela diagonal (linha tracejada).

Taxa de Transferência de Informação (ITR, do inglês: *Information Transfer Rate*): é um parâmetro que une, em uma só medida, a taxa de acerto (TA) e velocidade de detecção (v) [6]. A ITR considera o valor da taxa de bits (B) e a quantidade de comandos que o usuário é capaz de enviar com a BCI em um minuto (v é igual número de comandos por minuto):

$$ITR = B \cdot v, \quad (2.16)$$

onde:

$$B = \log_2(N) + (TA) \cdot \log_2(TA) + (1 - TA) \cdot \log_2\left(\frac{1 - TA}{N - 1}\right) \quad (2.17)$$

B é o número de bits por símbolo, N é o número de comandos possíveis na BCI e TA é a taxa de acerto na classificação. Neste contexto, define-se símbolo a fonte ou figura com sinal de estimulação. O efeito do aumento de N e TA na taxa de bits são apresentados na Figura 2.14. Analisando-se para um valor fixo de $B=2$ bits/símbolo, observa-se que o aumento do número de comandos causa uma redução na taxa de acertos (TA). Por exemplo, para $N = 4$, e $B = 2$ bits/símbolo equivale a uma taxa de acerto de 100 %; com o aumento do número de comandos de 4 para 8 obtém-se uma taxa de acerto de 85,3 % para a mesma taxa de $B=2$.

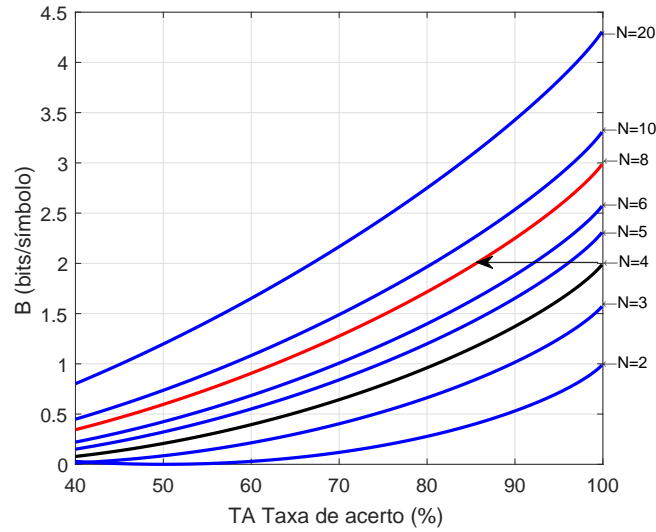


Figura 2.14: Taxa de Bits/símbolo, em função do numero de comandos (N) e taxa de acerto (TA).

A influência de v (número de comandos por minuto) sobre a ITR (Equação 2.17) pode ser observada na Figura 2.15, considerando-se uma BCI com 4 comandos, como a desenvolvida neste trabalho. É evidente que tanto o número de comandos por minuto (v) como a taxa de acertos (TA) influenciam diretamente no valor da ITR. Desta forma, um usuário de BCI pode apresentar menor taxa de acertos e, ainda assim, alcançar uma ITR maior que outro usuário que obteve alta taxa de acertos. Dada a dependência da ITR com o número de comandos e a taxa de acerto, sua estimativa pode levar a falsos resultados [47].

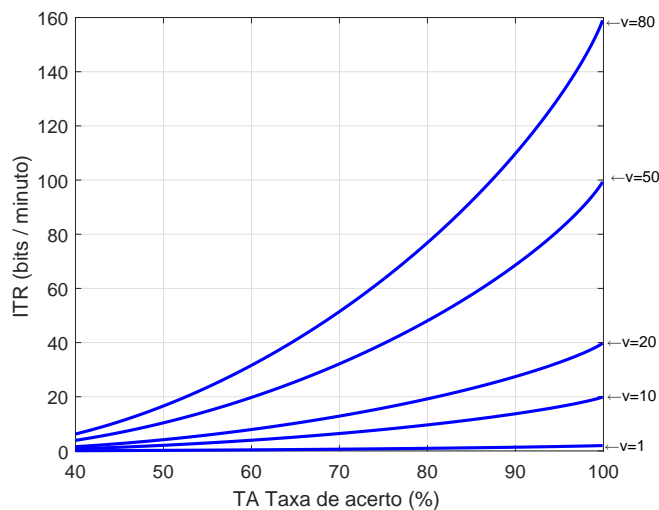


Figura 2.15: ITR em função da taxa de acerto (TA) e numero de comando por minuto (v).

2.5 Principais Interfaces Desenvolvidas

O preceito de usar os SSVEPs para desenvolver uma BCI data de 1979 quando David Regan usava a realimentação da amplitude do SSVEP para controlar o contraste do estímulo [5]. A aplicação do SSVEP em BCI foi reintroduzida por Ming e Shangkai em 1999 [48]. Nesse trabalho, o sinal de EEG na região occipital era registrado e processado enquanto o indivíduo observava símbolos quadrados piscando em frequências distintas, na faixa de 6 a 9 Hz. Cada um dos quatro quadrados utilizados codificava um comando diferente (para cima, para baixo, para a direita e para a esquerda) para guiar um cursor. Este princípio de funcionamento, que consiste em codificar os comandos do usuário em diferentes frequências de estímulo produzindo SSVEP em diferentes frequências, vem sendo utilizado em muitos trabalhos, nos quais o usuário seleciona um dos comandos mudando foco de atenção para um dos estímulos, e o sistema de processamento da BCI detecta qual o comando o usuário selecionou. Com esse método, Middendorf e seus colaboradores [49] desenvolveram uma BCI não invasiva baseada em SSVEP, na qual o usuário selecionava um dos dois símbolos piscando em um monitor de computador, apenas mantendo o foco no símbolo desejado.

O artigo de WANG et al., 2008 [50], faz uma ampla revisão das BCIs baseadas em SSVEP, tratando das possibilidades de desenvolvimento de BCIs com SSVEP, e comentando sobre as dificuldades de implementação prática. Outro trabalho que reúne informações sobre as BCIs SSVEP é apresentado em [5], o qual é possível resumir as informações relevantes de BCIs (Tabela 2.1), em que os atributos são:

- a) Tipos de estímulo, que podem ser: LEDs, padrão reverso (*Chkb*, do inglês: *check board*), ou retângulos cintilantes (*Flicker*) em um monitor de LCD;
- b) Número de comandos presentes na BCI;
- c) Número de derivações EEG utilizadas;
- d) Acurácia para M usuários;
- e) Taxa de transferência de informação (ITR) (Equação 2.17).

Tabela 2.1: Características das BCIs SSVEP, adaptado de [5]. EST é o tipo de estímulo, ND é numero de derivações, NC é número de comandos e Acur é acurácia.

Trabalho	EST	ND	NC	Acur(%) (usuários)	ITR (bits/min)
GAO et al., 2003 [51]	LED	48	2	87,5 (1)	68
KELLY et al., 2005 [29]	Flicker	2	-	63-85 (10)	0,9-6,4
LALOR et al., 2005 [52]	ChKb	2	2	71-100 (6)	3,8-30
MAGGI et al., 2006 [53]	LED	2	2	80-100 (5)	17,2
TREJO et al., 2006 [54]	ChKb	4	12	80-100 (3)	3,8-8,0
MÜLLER-PUTZ et al., 2005 [55]	LED	4	4	42-94 (5)	0,4-32
NIELSEN et al., 2006 [56]	Flicker	9	1	58-100 (7)	8,7-33
WANG et al., 2006 [4]	Flicker	13	32	- (16)	29,0-63,1
FRIMAN et al., 2007 [57]	LED	6	6	59-100 (10)	1,3-5,2
MARTINEZ et al., 2007 [58]	ChKb	4	6	82,3-100 (6)	17,0-38,7
MÜLLER-PUTZ; PFURTSCHHELLER, 2008 [59]	LED	4	4	55,2-90,0 (4)	4,1-34,2
PARINI et al., 2009 [60]	LED	4	8	95-100 (11)	17,0-70,0
BIN et al., 2009b [61]	Flicker	6	9	83-100 (12)	54,0-67,0
BIN et al., 2009a [62]	Flicker	16	47	95±6	92,8 ± 14,1
MULLER et al., 2012 [63]	ChKb	4	3	88,3 (6)	86,17
TANNUS et al., 2014 [64]	Flicker	4	14	80 (34)	24
ZHANG et al., 2016 [65]	Flicker	8	4	≤95 (11)	-
ISCAN; NIKULIN, 2018[66]	Flicker	60	4	≥ 95 (27)	-

A Tabela 2.1 não apresenta todos os trabalhos com BCI baseadas em SSVEP, mas a partir dela é possível identificar três grandes grupos com trabalhos significativos na área, que são:

Universidade de Tsinghua, Pequim - Liderado por Xiarong Gao e Shangkai Gao, este grupo pioneiro vem trabalhando com SSVEP desde 1999 [48]. Em 2002, desenvolveu uma BCI com 13 estímulos apresentados em um monitor de computador, com ITR de 27,15 bits/min [67]. Já o trabalho posterior tinha como objetivo utilizar a BCI desenvolvida em uma aplicação prática, neste caso, para controle remoto por infravermelho [51], sendo utilizados LEDs para a geração de 48 estímulos diferentes (entre 6 e 15 Hz), alcançando uma ITR de até 68 bits/min. Cabe ressaltar que nestes dois trabalhos a identificação da frequência no sinal EEG relativa à estimulação era efetuada com base na estimativa de picos no espectro de potência do sinal EEG que excediam um limiar, o qual era obtido de forma empírica. Dentre as dificuldades da implementação de uma BCI com SSVEP apontadas neste trabalhos, cita-se a determinação do melhor conjunto de estímulos [68] e de derivações EEG adequadas à estratégia mental da BCI [69]. Em 2006, o grupo desenvolveu uma BCI prática com objetivo de reduzir o efeito das diferenças entre os usuários no uso da

BCI, o qual teve como resultado a conclusão de que mais de 90 % dos participantes poderiam usar a BCI baseada em SSVEP, com alta ITR em ambientes reais, ou seja, fora do laboratório [4]. O processamento de sinais minimizava o ruído de fundo do sistema, sendo testado em 11 voluntários com lesão na medula espinhal. Posteriormente, o grupo trabalhou com a análise de correlação canônica (CCA, do inglês: *Canonical Correlation Analysis*) para o reconhecimento das frequências de estímulo no SSVEP [70]. Tal método obteve resultados melhores do que apenas usando a transformada de Fourier. Em 2008, o grupo publicou um tutorial que mostra a viabilidade do desenvolvimento de sistemas práticos com os SSVEPs [50]. O grupo continua trabalhando para encontrar o melhor conjunto de sinais de estimulação, e derivações [62].

Universidade de Bremen, Alemanha - Grupo liderado por Ivan Volosyak, Axel Gräser e Brendan Allison, vem desenvolvendo trabalhos com SSVEP desde 2007. FRIMAN; VOLOSYAK; GRASER, 2007 [57] desenvolveu um método de detecção de SSVEPs com múltiplas derivações para aumento da acurácia e velocidade de detecção para uma interface com alta ITR. O objetivo foi alcançado obtendo uma combinação de eletrodos, com a função de filtragem espacial, chamado de método de mínima energia [71]. Com segmentos de sinal de EEG de 1s, o trabalho obteve uma taxa média de acerto de 84,0 %. Em paralelo, foi apresentada uma BCI com a função de soletrador usando os SSVEPs [57], com ITR de 27 bits/min e acurácia de 97,5 %. Todavia, é importante ressaltar que foi feito um ajuste do limiar de detecção para cada indivíduo, procedimento comum nos trabalhos do grupo. Em um trabalho posterior, a BCI com SSVEP desenvolvida pela Universidade de Bremen foi avaliada em condições reais [72]. Para isso, foram recrutados 37 voluntários no Congresso RehaCare 2008, sem experiência alguma com o manuseio de uma BCI (sendo 8 com algum tipo de deficiência). Os resultados mostram que 32 participantes conseguiram completar a tarefa de escrever palavras pré-determinadas, com uma média de acerto de 92,0 % e uma ITR de 22,6 bits/min. O estímulo desta BCI foi gerado por uma interface gráfica, sendo que um dos trabalhos dessa pesquisa foi encontrar os melhores valores de frequência para estímulos apresentados em um monitor de vídeo LCD [73]. Em um dos trabalhos [28], foi realizada uma análise demográfica sobre quantas pessoas, e de qual tipo, poderiam usar uma BCI com SSVEP. Nesse estudo, a BCI desenvolvida pelo grupo foi testada em 106 voluntários recrutados durante o congresso CeBIT 2008. A princípio, a análise efetuada apontou uma tendência de melhor desempenho para 62% voluntários dos jovens do sexo feminino com acurácia entre 95 e 100 %.

Universidade de Graz, Áustria - Com a coordenação de Gernot R. Müller-Putz e Gert Pfurtscheller, este grupo também apresenta trabalhos com BCIs. O primeiro demonstrava o impacto das componentes harmônicas na detecção dos SS-

VEP [55]. Foi então apresentada uma BCI que utilizou frequências até o terceiro harmônico, com taxas de acerto de 42,5 a 94,4 %. Outro trabalho do grupo utilizava o sinal do coração para iniciar o uso da BCI com SSVEP [74], para o controle de uma prótese elétrica [59].

Além dos trabalhos desses três grupos, pode-se comentar sobre outras BCIs com SSVEPs. Primeiramente, há o trabalho desenvolvido por [54], para controlar um cursor a partir de estímulos de padrão reverso. Também, os trabalhos desenvolvidos pelo grupo de Lalor e Kelly, [29, 52], em que a BCI com SSVEP é aplicada no controle de jogos. Outro grupo, cujos trabalhos são apresentados na Tabela 2.1, é o da Universidade Politécnica de Milão, Itália. Em MAGGI et al., 2006, um dispositivo portátil foi desenvolvido com conexão *Bluetooth*, enquanto em PARINI et al., 2009 é feito o ajuste da janela de análise de SSVEP e realimentação auditiva. Outro trabalho presente na Tabela 2.1 é o de NIELSEN; CABRERA; OMAR FEIX DO, 2006, também com realimentação auditiva e estimulação intermitente.

No Brasil, dentre os trabalhos desenvolvidos, podem-se destacar, os trabalhos da Universidade Federal do Espírito Santo - UFES desenvolvido por MULLER et al., 2012 [63], que desenvolveu uma BCI para controle de uma cadeira de rodas robótica com realimentação para usuário, e uso do teste F espectral como detector. Outro trabalho em destaque foi o desenvolvido pela Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, por TANNUS et al., 2014 [64], que também desenvolveu uma BCI para uma cadeiras de rodas, aplicando detector baseado na coerência múltipla.

Cada trabalho citado teve o seu próprio método de detecção de SSVEPs adaptados as suas estratégias mentais, características do estimulador e, em alguns casos, adaptados as habilidades do usuário. Em comum, na maioria das pesquisas com SSVEP utilizarem frequência única para cada estímulo, o que facilita sua detecção. Entretanto, não há limitação para usos de estímulos combinados com diferentes frequências [5] ou estímulos com modulação em frequência [75]. Ainda, não há um consenso sobre a faixa de frequências dos SSVEPs, por exemplo, em [37] os SSVEPs são detectados no sinal EEG na faixa de 1 a 100 Hz, e em [4, 5, 34] é adotada a faixa de 3 a 40 Hz, necessitando-se de mais estudos na faixa de alta frequência.

Capítulo 3

BCI desenvolvida

3.1 Interface Cérebro Computador com SSVEP

A BCI foi desenvolvida para controle de cursor, dispositivos móveis ou equipamentos. Com vistas a otimizar a BCI e facilitar a integração com mecanismos externos ao usuário, toda a BCI foi desenvolvida no laboratório partindo de um sistema de aquisição, condicionamento, processamento de sinais, realimentação e execução de comandos.

Nesta seção é descrito o sistema para estimulação e processamento de EEG aplicado à interface cérebro computador (BCI) descrita pelo diagrama da Figura 3.1.

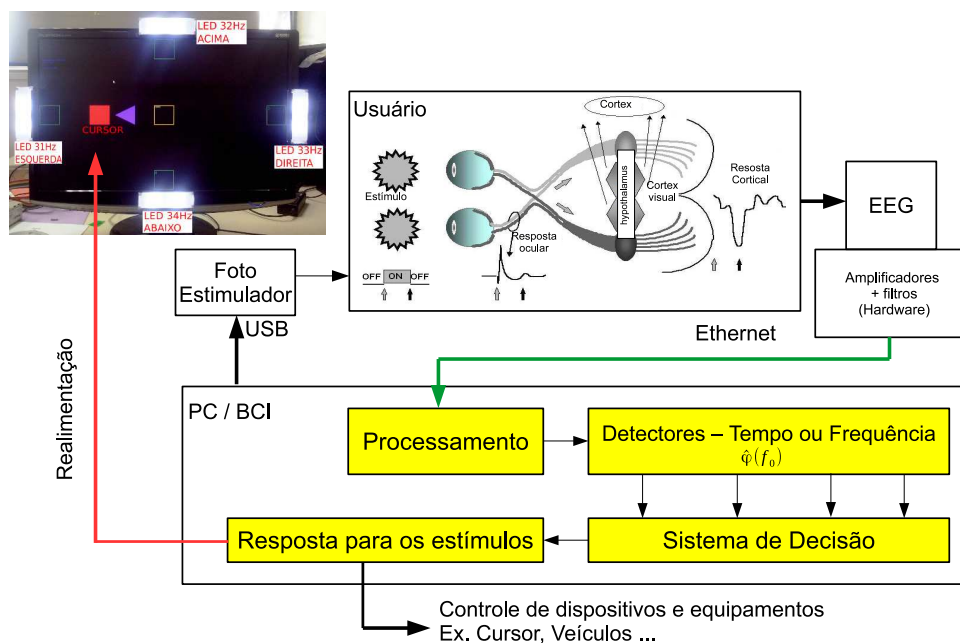


Figura 3.1: Representação da BCI desenvolvida neste trabalho.

3.1.1 Sistema de aquisição de sinais EEG

Devido à dificuldade em integrar os sistemas comerciais aos objetivos do trabalho, bem como ter um controle de todas as etapas de filtragem e condicionamento dos sinais, foi desenvolvido um sistema de aquisição dedicado (Figura 3.2) para atender aos objetivos do trabalho. Em nível de hardware, o sistema foi construído utilizando kits de desenvolvimento para aquisição de sinais EEG (ADS1299, *Texas Instruments*) sendo um conversor AD, de 8 canais de 24 bits com amplificadores integrados, e um microcontrolador ARM-CortexM4 (STM32F407, *ST Microelectronics*) para controle. No desenvolvimento do software foi programado um *firmware* (software embarcado) para o microcontrolador, e um sistema de processamento para sincronismo da aquisição de sinais.

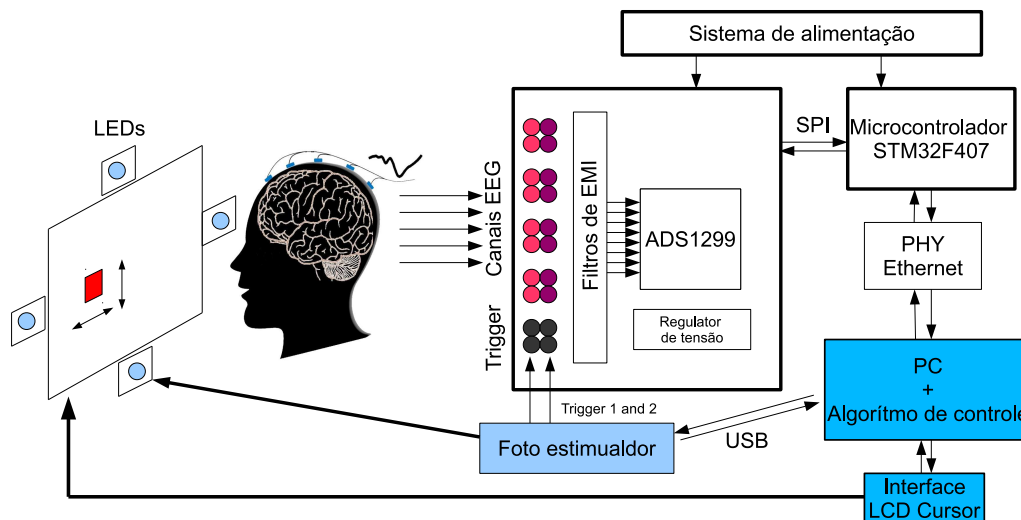


Figura 3.2: Digrama da configuração experimental.

3.1.2 Interface de processamento

A aquisição de sinais e o controle do sistema foram implementados em linguagem G (LabView 8.6, *National Instruments*), os quais foram utilizados para controle da realimentação ao usuário, através de algoritmos adaptados para coerência múltipla durante os primeiros testes (MMS, Equação 2.6) e teste F local normalizado (TFLN, Equação 3.7) nos testes finais. O sistema se comunica com o hardware por uma DLL (do inglês: *dynamic link library*) programada em linguagem C# responsável por fazer a comunicação em baixo nível com hardware, usando protocolo UDP (do inglês: *user datagram protocol*). Os sistemas de aquisição e DLL são interligados e executam o sistema complexo de tarefas (Figura 3.5) para processamento e aquisição de sinais. A DLL abstrai as funções em baixo nível enquanto que a camada em LabView permite fazer alterações no sistema sem a necessidade de recompilar códigos ou ter conhecimento sobre o hardware.

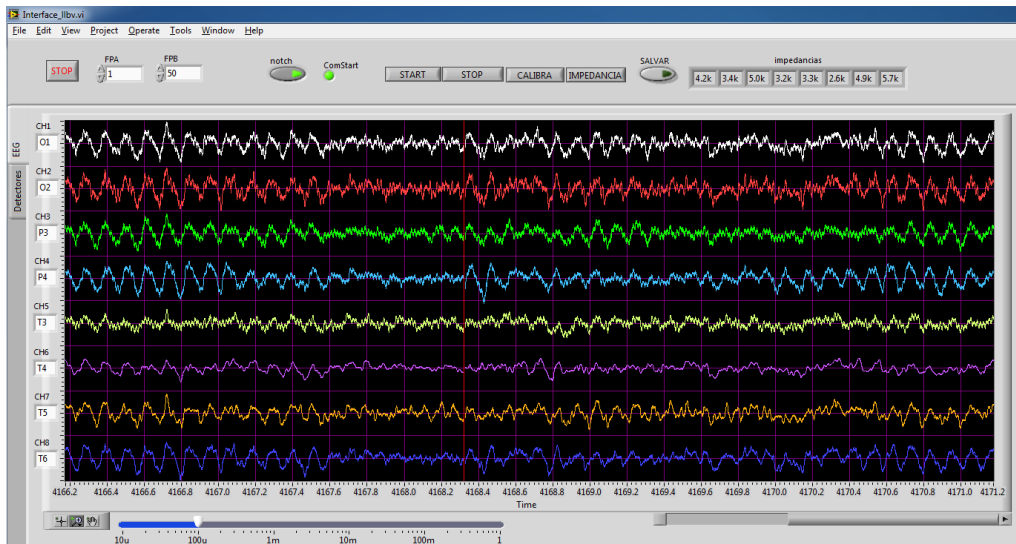


Figura 3.3: Interface de aquisição de sinais. Exemplo de usuário com olhos fechados.

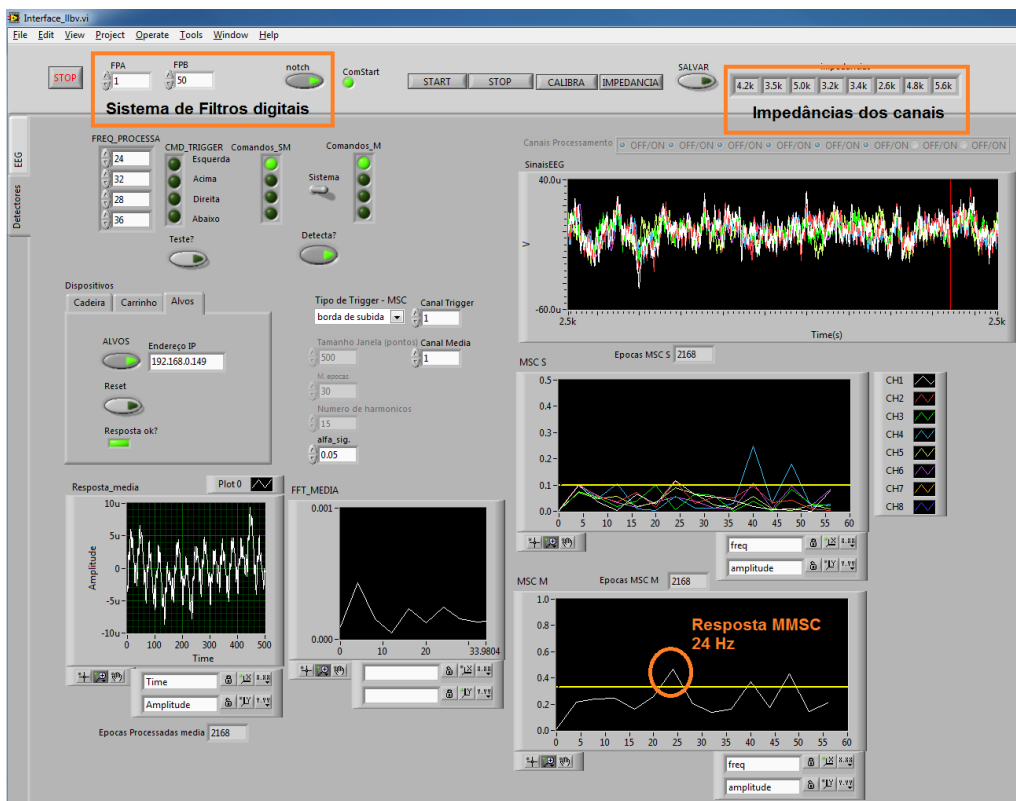


Figura 3.4: Sistema de detecção online com MMSC e MSC.

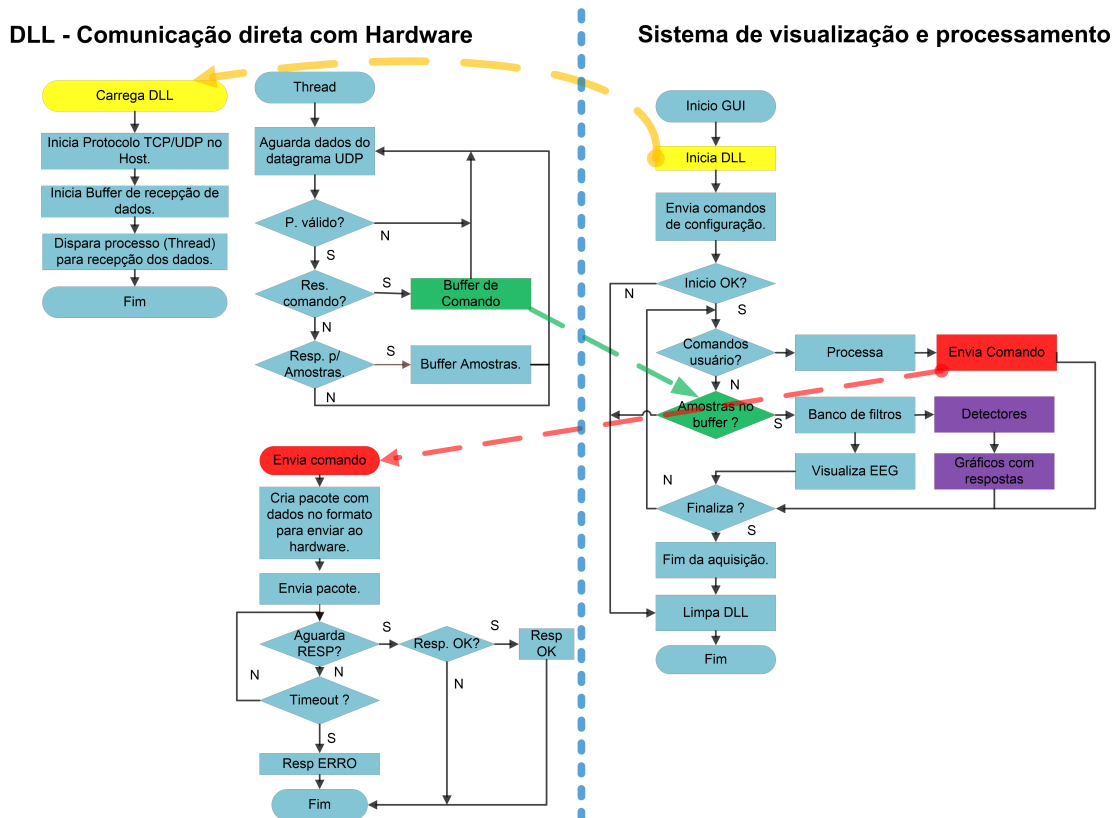


Figura 3.5: Comunicação com sistema de aquisição de EEG para processamento dos sinais.

3.1.3 Sistema de estimulação

As respostas corticais evocadas na modalidade SSVEP dependem da geração de estímulos externos estáveis com baixo *jitter* (variações de fase no estímulo) para que se mantenha consistente durante toda etapa de processamento e reconhecimento de padrões da BCI. Em geral, os algoritmos de detecção usados, em especial os estudados citados neste trabalho, como Média coerente, MSC, MMSC e CSM, são sensíveis às alterações de fase nos estímulos. Tais oscilações na fase reduzem a amplitude e alteram a morfologia do PEV estimado. Assim, para tornar possível a geração de estímulos, foi elaborado o sistema dedicado de estimulação programado em hardware e configurável via interface USB com PC (Figura 3.8). O sistema (Figura 3.6) usa uma unidade de processamento dedicado (microcontrolador TM4C123XL, *Texas Instruments*) e sistema de potência para excitar quatro LEDs com controle da intensidade dos estímulos. O módulo de estimulação desenvolvido com quatro canais independentes de estimulação, possui resolução de frequência de 0,01 Hz para produção de estímulos em uma faixa de 0,1 a 100 Hz.

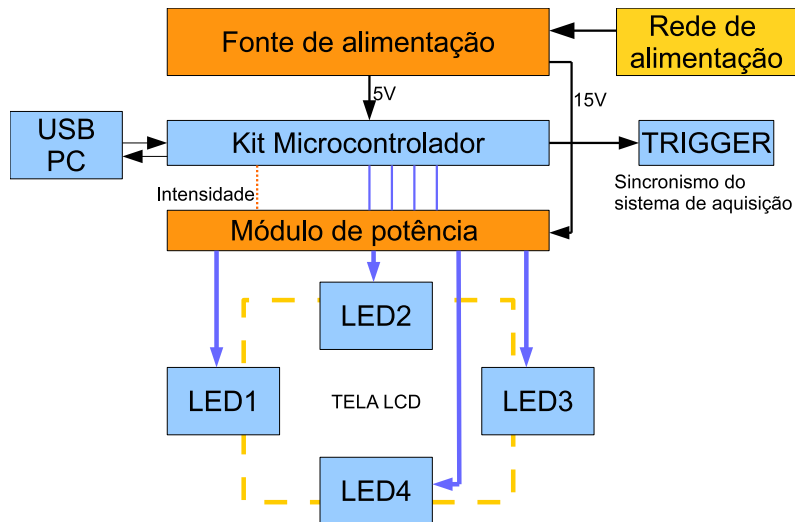


Figura 3.6: Blocos funcionais do sistema de estimulação.

Os LEDs de estimulação são alojados em refletores com 3 cm de aresta (Figura 3.7A) de alumínio com difusor de acrílico. Cada LED com potência máxima de 1 W e ocupa um ângulo de visão de $\alpha = 2^\circ$ a uma distância de 1 m do usuário (Figura 3.7B).

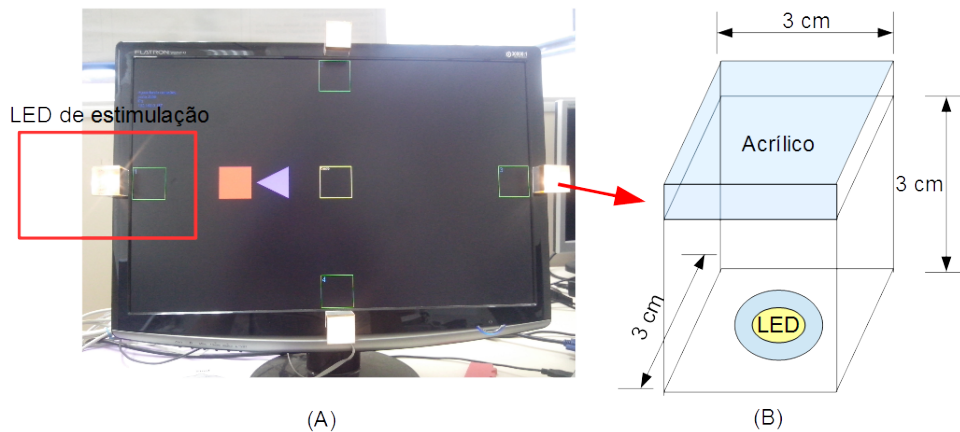


Figura 3.7: Montagem dos LEDs de estimulação junto ao sistema de realimentação. (a) Disposição dos LEDs em um monitor LCD (50 cm x 33 cm). (b) Detalhes da montagem do refletor do LED com difusor em acrílico.

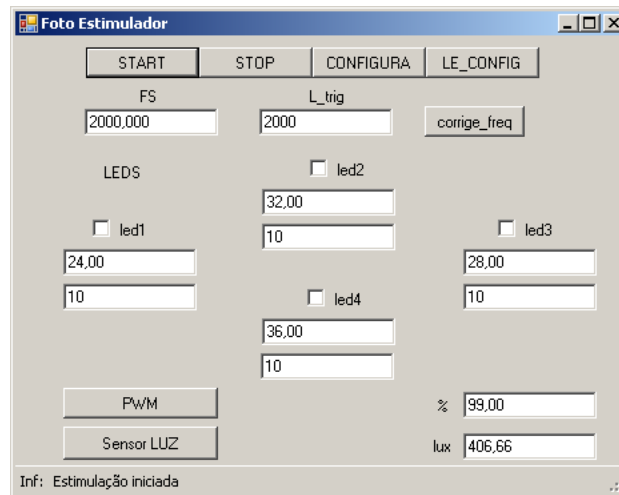


Figura 3.8: Interface de configuração para o foto-estimulador, com possibilidade de configuração de frequências e ciclos de trabalho distintos para cada conjunto de LEDs.

3.1.4 Sistema de Realimentação para o Usuário

A realimentação dos estados de operação da BCI para o usuário informa se os comandos estão sendo executados e, no caso deste trabalho, informa para o usuário se o foco de atenção foi detectado corretamente pelo sistema. Neste trabalho, a realimentação é efetuada pela movimentação de um cursor num monitor de LCD com cinco posições demarcadas, sendo uma no centro e as demais nas bordas esquerda, direita, acima e abaixo (Figura 3.9). O sistema foi elaborado em linguagem C# (Interface de desenvolvimento Visual Studio, Microsoft) para operar remotamente na mesma rede Wifi (rede sem fio) que o sistema de processamento e captura de sinais EEG está presente; dessa forma as interferências entre os sistemas de realimentação e captação são atenuadas.

O sistema de realimentação é também usado para traçar estratégia de treinamento e supervisão dos comandos executados. A cada resposta detectada o cursor (Figura 3.9) se desloca 10 % da dimensão em que foi dado o comando, ou seja, caso for para se deslocar à esquerda, o cursor se desloca 10 % da largura da tela em direção à esquerda. Todas as dimensões da tela são normalizadas para que o posicionamento dos elementos do sistema de realimentação fiquem independentes do tamanho do monitor LCD e das configurações de vídeo utilizadas.

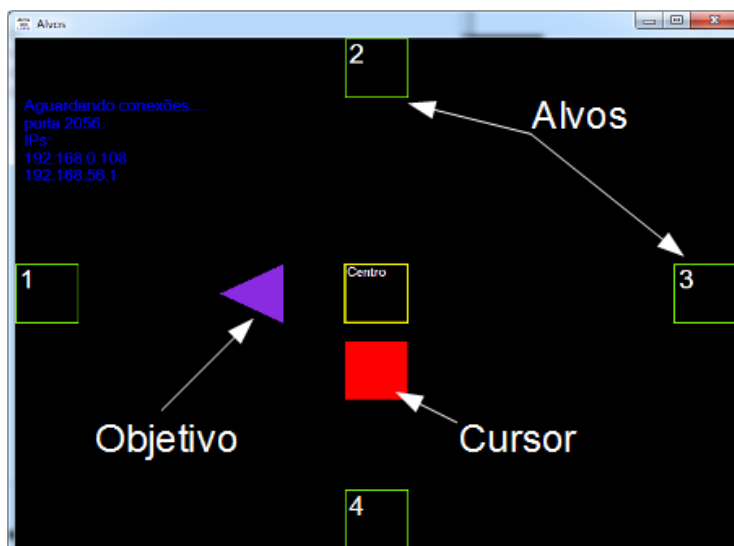


Figura 3.9: Sistema de realimentação com cursor.

3.1.5 Sistema de Realimentação do Usuário.

Durante os protocolos e testes do sistema e aquisição de sinais EEG, o usuário informa o foco de atenção usando um pequeno teclado sem fio (Figura 3.10) que se comunica com sistema de aquisição nos canais de *trigger* externos. A informação do foco de atenção é usada para protocolos livres em que usuário determina o foco de atenção e tal informação é usada para as estimativas de acerto, erro do sistema e tempo de resposta.

O teclado de realimentação é utilizado apenas na fase de treinamento e testes.

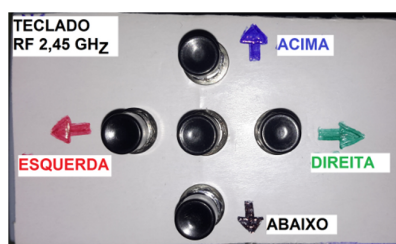


Figura 3.10: Teclado de realimentação dos comandos do usuário. Dimensões de 8,5 x 5 cm.

3.1.6 Cálculo da Coerência com Operador de Varredura (*Sweep*)

Conforme descrito na seção 2.4.2, o cálculo da estimativa da coerência exige que o sinal de N amostras seja segmentado em M trechos de L amostras cada, o que inviabiliza o processamento online do sinal. Para permitir processamento online, foi desenvolvido um algoritmo com *buffer* (pacotes) de espectro (Figura 3.11). Cada

um dos M segmentos do sinal é sincronizado com o sinal de estimulação pelo canal de trigger na aquisição do EEG. Em seguida, aplica-se a transformada de Fourier discreta (DFT) ao trecho e registra-se o resultado na pilha de espectros, conforme mostrado na Figura 3.11. Com os trechos acumulados na pilha de espectros, é criada a matriz de espectros aumentada (\hat{S}_{vyy} , Equação 3.2) que contém duas submatrizes, uma delas com as estimativas de espectro cruzado (\hat{S}_{vyy} , Equação 2.8), e outra com o vetor V definido na Equação 2.7. Em seguida, as estimativas da coerência simples (MSC) ou múltipla (MMSC) são efetuadas utilizando-se o operador de varredura (*sweep operator*) [76]. Tal operador reduz número operações necessárias para obtenção da estimativa de coerência, bem como a redução do número de matrizes intermediárias para efetuar o cálculo como descrito a seguir.

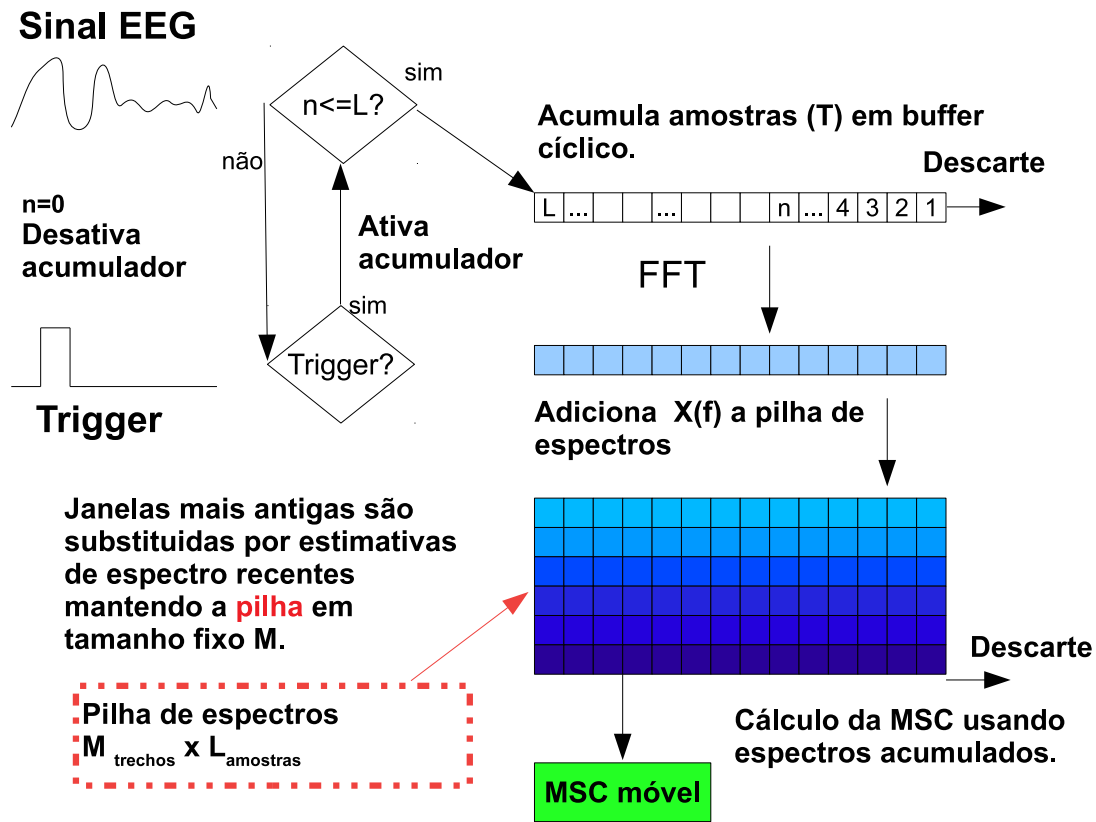


Figura 3.11: Algoritmo de processamento da MMSC online.

O operador *sweep* pode ser aplicado a uma matriz quadrada $A = (a_{ij})$ varrendo a matriz em r pivôs (elementos que formam a diagonal principal da matriz), transformando a matriz A em $B = (b_{ij})$, de acordo com as seguintes relações [77]:

$$b_{ij} = \begin{cases} b_{rr} = \frac{1}{a_{rr}}, & i, j = r \\ b_{ir} = \frac{a_{ir}}{a_{rr}}, & i \neq r \\ b_{rj} = -\frac{a_{rj}}{a_{rr}}, & j \neq r \\ b_{ij} = a_{ij} - \frac{a_{ir} \cdot a_{rj}}{a_{rr}}, & i, j \neq r \end{cases} \quad (3.1)$$

O operador definido em 3.1 é reversível, podendo ser aplicado a qualquer elemento da matriz, sendo que quando aplicado duas vezes na matriz inteira, retorna à matriz original [77]. Ao ser aplicado a todos os elementos de uma matriz, leva à matriz inversa. Para estimar a coerência múltipla definida na Equação 2.6, a mesma é reescrita em função da matriz de espectros aumentada (\hat{S}_{vyy}) [78], que é dada por:

$$\hat{S}_{vyy} = \left[\begin{array}{c|c} \hat{S}_{yy} & V^H \\ \hline V & 1 \end{array} \right]_{N+1;N+1} = \left[\begin{array}{c|c} A_{11} & A_{12} \\ \hline A_{21} & A_{22} \end{array} \right] \quad (3.2)$$

Considerando-se a matriz \mathbf{A} constituída por submatrizes A_{11} , A_{12} , A_{21} e A_{22} , como na expressão (3.2), o operador *sweep* aplicado a cada uma das submatrizes pode ser definido como:

$$A^{(r)} = SWP(A^{(r-1),r}); r = 1, 2, 3, \dots, p, \quad (3.3)$$

sendo que a varredura para cada pivô da matriz (elemento da diagonal principal) é dada por:

$$A^{(p)} = \left[\begin{array}{c|c} A_{11}^{-1} & A_{21} \cdot A_{11}^{-1} \\ \hline -A_{21} \cdot A_{11}^{-1} & A_{22} - A_{21} \cdot A_{11}^{-1} \cdot A_{12} \end{array} \right] \quad (3.4)$$

Quando o operador *sweep* é aplicado à matriz de espectros aumentada (\hat{S}_{vyy}), tem-se:

$$\begin{aligned} \hat{S}_{vyy}^{(N)} &= SWP(\hat{S}_{vyy}, r); r = 1, 2, \dots, N \\ \hat{S}_{vyy}^{(N)} &= \left[\begin{array}{c|c} \hat{S}^{-1} & \hat{S}^{-1} \cdot V^H \\ \hline -V \cdot \hat{S}^{-1} & 1 - V \cdot \hat{S}^{-1} \cdot V^H \end{array} \right], \end{aligned} \quad (3.5)$$

onde o elemento 2x2 da matriz $\hat{S}_{vyy}^{(N)}$ permite estimar a coerência múltipla, segundo:

$$\hat{\kappa}_N^2(f) = \frac{1 - \left(1 - V \cdot \hat{S}^{-1} \cdot V^H\right)}{M} = \frac{1 - \hat{S}_{vyy}^{(N)}(N+1;N+1)}{M} \quad (3.6)$$

A principal vantagem do operador *sweep* para cálculo da estimativa da coerência múltipla está na simplificação das etapas de cálculo e otimização do espaço em memória para sistemas de processamento. O resultado é obtido sobre a matriz de espectro aumentada usando operações sobre a própria matriz já alocada na memória.

3.1.7 Protocolo de Estimulação Visual e Aquisição de Sinais

Os estímulos foram gerados por quatro LEDs posicionados nas bordas de um monitor LCD (33 x 50 cm), conforme mostrado na Figura 3.7, em que foram testados dois protocolos de aquisição e estimulação para diferentes sistemas de detecção, TFLN

e MMSC. Para cada LED foi usada uma frequência de intermitência distinta, com intensidade luminosa limitada em $1\text{cd}/\text{m}^2$ com ciclo de trabalho de 25 %. A movimentação do cursor na tela do monitor é controlada pela intensidade da resposta cortical do voluntário à estimulação visual, ou seja, neste caso, pela frequência de intermitência do LED no qual o indivíduo fixa o olhar. A cada resposta detectada, o cursor se move com passo de 10 % das dimensões da tela na direção do estímulo detectado (3,3 cm na vertical ou 5,0 cm na horizontal). Isto permitiu que o voluntário fosse informado da direção detectada e, portanto, funcionou como realimentação do sistema.

3.1.8 Protocolo Experimental

Primeira fase

Sinais EEG foram adquiridos com o conversor ADS1299 (Texas Instruments, EUA), com frequência de amostragem de 2 kHz, ganho de 12 V/V e resolução de 24 bits (45 nV/bit, mais detalhes na Seção 3.1.1). Utilizaram-se 8 derivações EEG monopolar (O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , C_3 , C_4 , P_Z e C_Z) com referência em F_Z , e Terra em F_{PZ} , posicionados segundo o padrão 10-20 (Figura 3.12a). Os sinais passaram por filtragem digital no sentido direto e reverso (para evitar diferenças de fase em componentes na saída do filtro), utilizado filtros de segunda ordem tipo Butterworth. Foi usado um filtro notch de 60 Hz, um passa alta em 1 Hz e um passa baixa em 50 Hz de frequência de corte. Além dos sinais EEG, foi também coletado um sinal de *trigger* contendo os pulsos de sincronismo do foto-estimulador e foi feita anotação dos comandos executados pelo voluntário. Para o registro de tais comandos, foi usado um teclado sem fio (Figura 3.10) com uma tecla para cada comando direcional (esquerda, direita, acima e abaixo) que, pressionada pelo voluntário, indicara sua intenção de movimento do olhar. Durante a execução do protocolo, o iluminamento do ambiente de trabalho foi mantido fixo em 160 Lux.

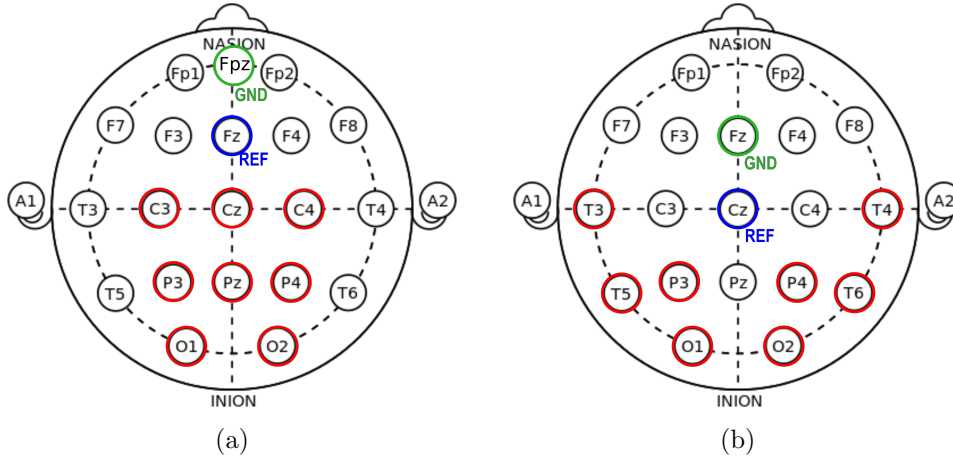


Figura 3.12: (a) Canais de EEG: O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , C_3 , C_4 , P_z e C_z , com referência em F_z e Terra em F_{Pz} . (b) Canais de EEG: O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , T_5 , C_3 , T_3 e T_4 , com referência em C_z e Terra em F_z .

O voluntário foi posicionado a 1 m do monitor, e orientado a executar os comandos livremente, tendo, entretanto, que informar a direção do alvo (LED de interesse), utilizando o teclado de anotação, e mantendo a atenção neste alvo por aproximadamente 1 min. Cada voluntário participou de duas sessões de coleta de sinais EEG e operação da BCI. No experimento, o movimento do cursor foi determinado em função da resposta cortical mais intensa, medida pela MMSC (definida na Seção 2.4.2) em cada uma das quatro frequências de estimulação intermitente. O experimento obteve aprovação pelo comitê de ética CAAE: 56246116.2.0000.5257 e TCLE exposto no Anexo B.2, possuindo duração de cerca de 20 min para cada um dos 5 voluntários participantes da primeira fase de testes.

Segunda fase

A abordagem no segundo grupo de voluntário foi necessário devido às dificuldades encontradas para nos primeiros testes com MMSC, tais como, tempo de resposta elevado, pequena amplitude das respostas e utilização inadequada de algumas derivações EEG, C_3 , C_4 , P_z e C_z . Nesta segunda fase, foram feitas alterações no sistema de estimulação com mudança nas frequências e ajuste na área do LEDs.

Nesta nova etapa de aquisição, os estímulos foram gerados por quatro conjuntos de 24 LEDs posicionados nas bordas de um monitor LCD (33 x 50 cm), similar ao mostrado na Figura 3.7. Para cada conjunto de LEDs foi usada uma frequência de intermitência distinta, a saber, 31, 32, 33 e 34 Hz. A intensidade luminosa foi limitada em 10 cd/m^2 com ciclo de trabalho de 10 %. A movimentação do cursor na tela do monitor permaneceu controlado pela intensidade da resposta cortical dos voluntários à estimulação visual. A cada resposta ao estímulo detectada, neste caso,

com o detector proposto (TFLN, Seção 3.2.1) o cursor se movia, mantendo assim a realimentação proposta pelo sistema.

Os sinais EEG foram adquiridos com o mesmo conversor da etapa anterior, com 8 derivações monopolares posicionados segundo o padrão 10-20: O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , T_3 , T_4 , T_5 e T_6 , com referência em C_Z e Terra em F_{PZ} (Figura 3.12b). Para filtragem foi adotado o mesmo procedimento da etapa anterior.

O voluntário, posicionado a 1 m do monitor, foi orientado a executar os comandos livremente, tendo, entretanto, que informar a direção do alvo (LED de interesse), pelo teclado de anotação, e manter a atenção neste alvo por aproximadamente 10s, sendo avisado por um apito sonoro para escolher uma nova direção. O experimento possui aprovação do mesmo comitê de ética da primeira fase, CAAE: 56246116.2.0000.5257 com TCLE exposto no Anexo B.2. As sessões de teste da BCI e coleta de sinais EEG teve duração de cerca de 15 min para cada um dos 10 voluntários participantes deste trabalho, tendo cada um participado de duas sessões com as mesmas configurações e orientações. Diferente do procedimento anterior, o movimento do cursor foi determinado em função da resposta cortical mais intensa, medida pelo teste F local normalizado (TFLN), desenvolvido adiante, em cada uma das quatro frequências de estimulação.

3.2 Avaliação da BCI

O desempenho da BCI foi analisado pelo tempo de resposta e curva ROC (do inglês: *Receiver Operating Characteristic*). Na primeira etapa de desenvolvimento e testes, os experimentos foram executado com a BCI baseada no detector MMSC e na segunda etapa, com um outro detector proposto, avaliando-se:

- O tempo de resposta (T_{RESP}), que é o intervalo de tempo dispendido para detectar o VEP após o voluntário focar atenção em um dos LEDs de estimulação.
- A estimativa da curva ROC para cada resposta nas frequências de estimulação usando a MMSC, considerando-se a sensibilidade e especificidade.

Nos primeiros testes, apesar da robustez do detector MMSC, notaram-se alguns problemas, tais como, lentidão para detecção de respostas e taxa de falsos positivos elevada como apresentado no resultados. Dessa forma, foi necessário desenvolver uma técnica de detecção com menor sensibilidade a desvios de fase e com menor complexidade, denominado de teste F local normalizado (TFLN) descrito a seguir.

3.2.1 Desenvolvimento do Teste F local Normalizado e Aplicação para BCI

Técnicas de detecção, tais como o teste F local e suas variações, podem melhorar a acurácia do detector e da BCI associada a este. O teste F local simples (TFL) ou normalizado (TFLN) possuem relação direta com a SNR (do inglês: *signal-to-noise ratio*) e da amplitude da resposta evocada no sinal EEG [10]. Desse modo, o teste F torna-se mais indicado para sistemas BCI cujas respostas evocadas não mantêm o sincronismo de fase, ver exemplo de sinal de estimulação na Figura 3.13, com demonstração no Anexo A.3, ou para sinais em bandas de frequência elevadas, como a banda gama do sinal EEG, acima de 30 Hz [1, 10]. Em BCIs, com restrições quanto à amplitude das repostas ou problemas de comparação quando estas apresentam diferenças elevadas entre si, como ocorre com TFL, o emprego de detectores com saída normaliza entre 0 e 1, no caso do TFLN, facilita o desenvolvimento de interfaces e realimentação para usuário, através da quantificação do o sinal detectado. Sendo assim, foi proposto neste trabalho o uso do teste F local normalizado (TFLN) para aplicação em uma BCI ativa para reduzir o tempo de resposta, melhorar a acurácia e a visualização das respostas.

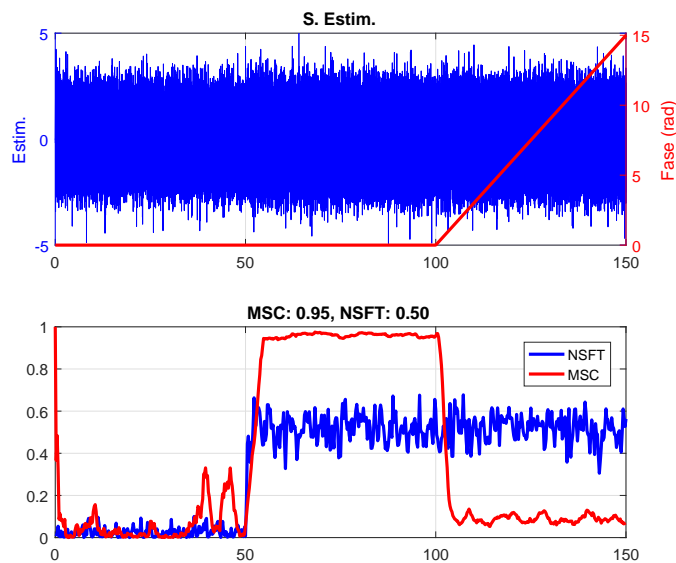


Figura 3.13: Comparação por simulação para detector MSC e NSFT. Nos primeiros 50s de sinal sintetizado, existe apenas ruído branco, após 50 s é adicionado sinal senoidal de 40 Hz com $\varphi = 0,5$ (TFLN) equivalente a um sinal com $\kappa = 0,95$ (MSC). Nos trechos finais é adicionado um acréscimo de fase 0,15 rad/s evidenciando que o TFLN mantém se constante imune as diferenças de fase entre as amostras, entretanto, a MSC decai. Detalhes da simulação estão no Anexo A.3.

3.2.2 Processamento para Detecção de Respostas com TFLN - H_0

O TFL (equação 2.11) é uma técnica no domínio da frequência que avalia a razão entre a potência da resposta ao estímulo e a potência do ruído [10], como mostrado no modelo proposto da Figura 2.9. Este teste também fornece uma estimativa direta da razão sinal/ruído (SNR), indicando a razão entre a potência da resposta e do ruído de fundo [4].

O TFLN, proposto na Equação 3.7, trata-se de uma modificação no método de cálculo, para que o detector tenha respostas entre 0 e 1.

$$\hat{\varphi}(f_0) = \frac{|Y_0|^2}{\sum_{i=0-L/2}^{0+L/2} |Y_i|^2}, \quad (3.7)$$

onde $Y(f_0)$ e $Y(f_j)$ são as Transformadas discretas de Fourier do sinal EEG na frequência da resposta (f_0) e na j -ésima componente espectral adjacente a f_0 , respectivamente, sendo L o termo que determina o número de componentes espectrais vizinhas a f_0 utilizadas para estimativa da potência do ruído.

Para se obter distribuição de probabilidades do detector $\hat{\varphi}(f_0)$, expandem-se os termos da Equação 3.7, definindo-se $Y_j = Y(f_j)$ e $Y_0 = Y(f_0)$ e Y_j , ($j = 1, 2, \dots, L$) as transformadas de Fourier para $y[k]$ com L harmônicos vizinhos de f_0 , dados por:

$$\hat{\varphi}(f_0) = \frac{|Y_0|^2}{|Y_0|^2 + |Y_1|^2 + |Y_2|^2 + \dots + |Y_L|^2} \quad (3.8)$$

Pode ser visto claramente que $0 \leq \hat{\varphi}(f_0) \leq 1$, pois a parcela do numerador também aparece no denominador. Desde que, para a hipótese nula, na ausência de potencial evocado, $y[k]$ seja um sinal Gaussiano, todos os termos $|Y_j|^2$ da Equação (3.8) seguem a distribuição chi-quadrada (χ^2) com dois graus de liberdade, obedecendo a seguinte relação:

$$F = \frac{\frac{|Y_0|^2}{2}}{\frac{|Y_1|^2 + |Y_2|^2 + \dots + |Y_L|^2}{2L}} = L \frac{|Y_0|^2}{|Y_1|^2 + |Y_2|^2 + \dots + |Y_L|^2} \sim F_{2,2L} \quad (3.9)$$

onde “ \sim ” denota “segue a distribuição” e F_{ν_1, ν_2} a distribuição F(Fisher), com ν_1 e ν_2 graus de liberdade. Colocando a variável aleatória $\hat{\varphi}(f_0)$ como uma função de L , tem-se:

$$\hat{\varphi}(f_0) = \frac{F}{F + L} \quad (3.10)$$

Baseando-se na expressão proposta por [79] que relaciona a distribuição F com a

Beta (β), tem-se:

$$F \sim F_{\nu_1, \nu_2} \Rightarrow \frac{\nu_1 \cdot F}{\nu_1 \cdot F + \nu_2} \sim \beta \left(\frac{\nu_1}{2}, \frac{\nu_2}{2} \right) \quad (3.11)$$

Dessa forma, define-se a relação:

$$\frac{2F}{2F + 2L} = \widehat{\varphi}(f_0) \sim \beta(1, L), \quad (3.12)$$

em que o TFLN segue a distribuição beta (β), com parâmetros de forma $\nu_1/2 = 1$ e $\nu_2/2 = L$, onde L é número vizinhos.

Os valores crítico podem ser obtidos calculando-se a probabilidade pela integral da função densidade, tal como [80]:

$$p(\varphi) = \frac{\left(\frac{\nu_1}{2} + \frac{\nu_2}{2} - 1\right)!}{\left(\frac{\nu_1}{2} - 1\right)! \left(\frac{\nu_2}{2} - 1\right)!} \cdot \varphi^{\frac{\nu_1}{2}-1} \cdot (1 - \varphi)^{\frac{\nu_2}{2}-1} = L \cdot (1 - \varphi)^{L-1}, \quad (3.13)$$

onde os valores críticos podem ser calculados como a área abaixo da curva de densidade de probabilidade, como se segue, (detalhes no Anexo A.2):

$$1 - \alpha = \int_0^{\varphi_{crit}} p(\varphi) d\varphi = \int_0^{\varphi_{crit}} L \cdot (1 - \varphi)^{L-1} d\varphi = 1 - (1 - \varphi_{crit})^L, \quad (3.14)$$

em que α é o nível de significância, e o valor crítico pode ser calculado como φ_{crit} :

$$\varphi_{crit} = 1 - \alpha^{\frac{1}{L}} \quad (3.15)$$

3.2.3 Intervalo de Confiança do Detector - Erro de estimativa

O detector, na presença de sinal com estimulação, ao contrario da seção anterior, segue uma distribuição Beta (β) não central. Tal método é desenvolvido a seguir para Hipótese H_1 na presença de um sinal de estimulação.

O detector proposto é definido como uma variável aleatória B formada por variáveis aleatórias independentes $Z_1 \sim \chi_{\nu_1}^2(\lambda)$ *chi-quadrada*, com ν_1 graus de liberdade não central de parâmetro λ , e $Z_2 \sim \chi_{\nu_2}^2$, uma *chi-quadrada* com ν_2 graus de liberdade. Dessa forma, o detector segue a definição da distribuição β [80] a seguir:

$$B = \frac{Z_1}{Z_1 + Z_2} \sim \beta' \left(\frac{\nu_1}{2}, \frac{\nu_2}{2}, \lambda \right), \quad (3.16)$$

onde $\beta'(a, b, \lambda)$ é a distribuição β não central com parâmetros de forma $a = \frac{\nu_1}{2}$, $b = \frac{\nu_2}{2}$ e $\lambda = 2 \cdot SNR$ do sinal. A Equação 3.7 pode reescrita na forma

$$\hat{\varphi}(f_0) = \frac{|Y_0|^2}{\sum_{i=0-L/2}^{0+L/2} |Y_i|^2} = \frac{|Y(f_0)|^2}{|Y(f_0)|^2 + \sum_{\substack{j=0-L/2 \\ j \neq 0}}^{0+L/2} |Y(f_j)|^2}, \quad (3.17)$$

onde:

$$Z_1 = \frac{|Y(f_0)|^2}{N \cdot \sigma_n^2} \sim \chi_2^2 \quad (3.18)$$

e

$$Z_2 = \frac{\sum_{\substack{j=0-L/2 \\ j \neq 0}}^{0+L/2} |Y(f_j)|^2}{N \cdot \sigma_n^2} \sim \chi_{2 \cdot L}^2, \quad (3.19)$$

em que σ_n^2 é a variância de $x[k]$.

3.2.4 Simulações para H_1

Para avaliar $\hat{\varphi}_y(f_0)$ no modelo proposto, representado pela Figura 2.9, este foi simulado um sinal $y[k]$ composto por uma senoide de frequência f_0 somada com ruído. O ruído, representado pelo termo $n[k]$, foi gerado com um sinal gaussiano de média nula e variância unitária. $H(f)$ foi definido para um, ou seja, com resposta igual em todas as frequências, tendo-se $v[k] = x[k]$ e $y[k] = x[k] + n[k]$. A amplitude de $x[k]$ foi ajustada em função do valor de φ desejado como proposto pela Equação 3.20, onde N é o número de pontos do sinal simulado no domínio do tempo e f_s a frequência de amostragem na simulação.

$$y[k] = x[k] + n[k] = \sqrt{\frac{4L}{N} \cdot \frac{\varphi}{1-\varphi}} \cdot \cos\left(2\pi \frac{f_0}{f_s} k\right) + n[k] \quad (3.20)$$

As simulações podem ser realizadas tanto no domínio da tempo, Equação 3.20, como no domínio da frequência com resultados equivalentes, sendo que neste ultimo caso, a simulação leva menos tempo execução. Deste modo, a simulação foi efetuada no domínio da frequência, usando-se procedimento similar ao proposto por [81] indicado pela Equação 3.21 que estabelece os termos para a frequência de detecção (f_0) e os demais termos, vizinhos de f_0 representando o ruído aditivo, são obtidos por 3.22. Na simulação, os valores foram obtidos pela Equação 3.23, representando o detector no domínio da frequência. As simulações foram executadas com 10000 iterações e em função das distribuição dos valores, fez-se a estimativa para probabilidade de detecção (PD) e intervalos de confiança para o detector observando os seus parâmetros L e $\varphi(f)$.

$$Y(f_0) = \sqrt{\frac{2L\varphi(f_0)}{1 - \varphi(f_0)}} + N_R(f_0) + jN_I(f_0) \quad (3.21)$$

$$Y(f_l) = N_R(f_l) + j \cdot N_I(f_l), l = 1, 2, 3, \dots, L \quad (3.22)$$

$$\hat{\varphi}(f_0) = \frac{|Y(f_0)|^2}{|Y(f_0)|^2 + \sum_{j=1}^L |Y(f_j)|^2} \quad , \quad (3.23)$$

onde L é o numero de vizinhos em cada segmento de sinal e φ é o valor desejado para detecção de f_0 em que $\varphi = \frac{L \cdot SNR}{1 + SNR}$. A taxa de detecção na simulação é estimada pela contagem dos casos que o detector, definido pela Equação 3.23, retorna valores acima do valor crítico. Em seguida estes valores estimados são comparados com o de probabilidade de detecção (PD, detalhes no AnexoA.5) obtidos pela área abaixo da curva da distribuição Beta (β) não central para valores de $\varphi(f_0) > \varphi_{crit}$ obtida pela equação Equação 3.16 com parâmetro $\lambda = 2 \cdot SNR$ ou $\lambda = 2L \cdot \frac{\varphi}{1 - \varphi}$ pelo modelo proposto por [82, 83]. Ao se comparar as estimavas para taxa de detecção via simulação e valores definidos pela distribuição (β) foi possível validar o modelo proposto para o detector TFLN.

3.2.5 Detecção Online de Respostas com TFLN

A estimativa em online respostas evocadas se faz com um algoritmo de *buffer* circular representado pela Figura 3.14. Neste algoritmo as amostras de sinal EEG são alocadas em um *buffer* circular de tamanho fixo no instante em que são entregues pelo sistema de aquisição após a etapa de filtragem. Quando as amostras excedem o tamanho do *buffer*, estas são alocadas nas posições iniciais sobrescrevendo as amostras passadas (mais antigas) do *buffer*. Dessa forma, quando o número de amostras recebidas (n na Figura 3.14) excede o valor do passo (P), é aplicada a transformada discreta de Fourier (DFT) ao *buffer* de amostras, e procede-se com o cálculo do detector como indicado na Figura 3.14. O uso de *buffer* circular possibilita aplicar o detector com passo (P) menor que a janela da transformada de Fourier ($1 \leq P \leq N$), mas mantendo-se a resolução espectral, a qual dependente dos N termos da transformada de Fourier, necessária par o cálculo do detector. Cabe ressaltar que no uso deste procedimento perde-se informação de fase do sinal, mas isto não afeta as estimativas, pois o detector usa somente a informação de módulo no domínio da frequência.

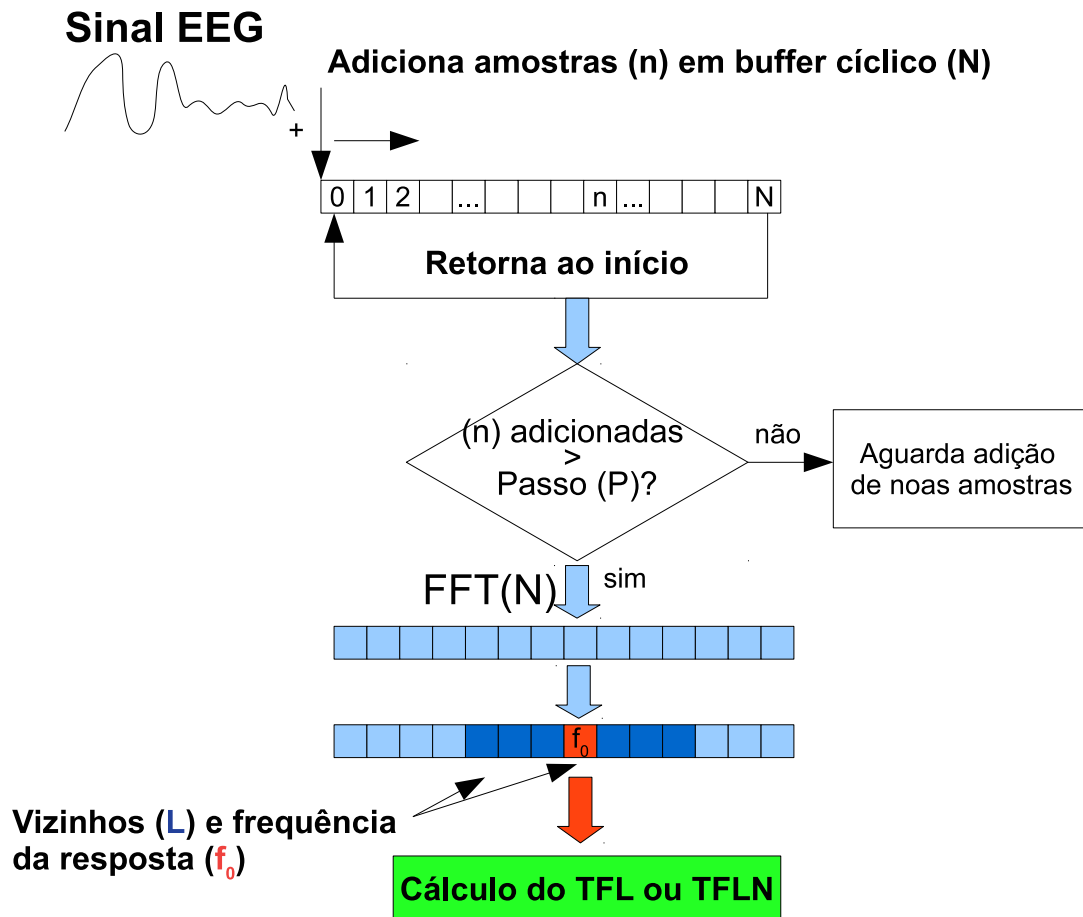


Figura 3.14: Representação da aplicação do TFLN usando *buffer* circular.

As respostas foram estimadas a partir do teste F local simples (TFL) ou normalizado (TFLN), usando-se trechos de $N = 8000$ amostras (4 s), $L = 12$ vizinhos laterais (6 abaixo e 6 acima do harmônico da resposta) e um passo de 500 amostras (0,25s) para cada estimativa. Tais valores de configuração para o melhor desempenho foram encontrados por meio de testes e confirmados pela varreduras dos sinais adquiridos durante os testes em voluntários. No cálculo das estimativas do detector foram consideradas as derivações P_3 e P_4 , de forma a obter os melhores resultados, considerando-se os critérios de acurácia e tempo de resposta. O limiar de detecção foi calculado para um nível de significância α de 5% para hipótese nula de ausência de respostas.

Capítulo 4

Resultados

4.1 Avaliação da BCI com MMSC

4.1.1 MMSC Aplicada ao Primeiro Grupo de Voluntários

A Figura 4.1 mostra a evolução temporal dos valores da MMSC nas frequências de intermitência de cada um dos quatro LEDs, e sua correspondente localização na borda da tela, ou seja, esquerda (24 Hz), direita (28 Hz), acima (32 Hz) e abaixo (36 Hz). Essa figura reflete a situação em que o voluntário se propôs a fixar o olhar na sequência indicada pelas setas, com quatros comandos no sentido anti-horário, para cima, para esquerda, para direita e para abaixo. Na sequência executada ocorrem erros de detecção, ou seja, falsos positivos (círculos na figura) e falsos negativos (asteriscos na figura).

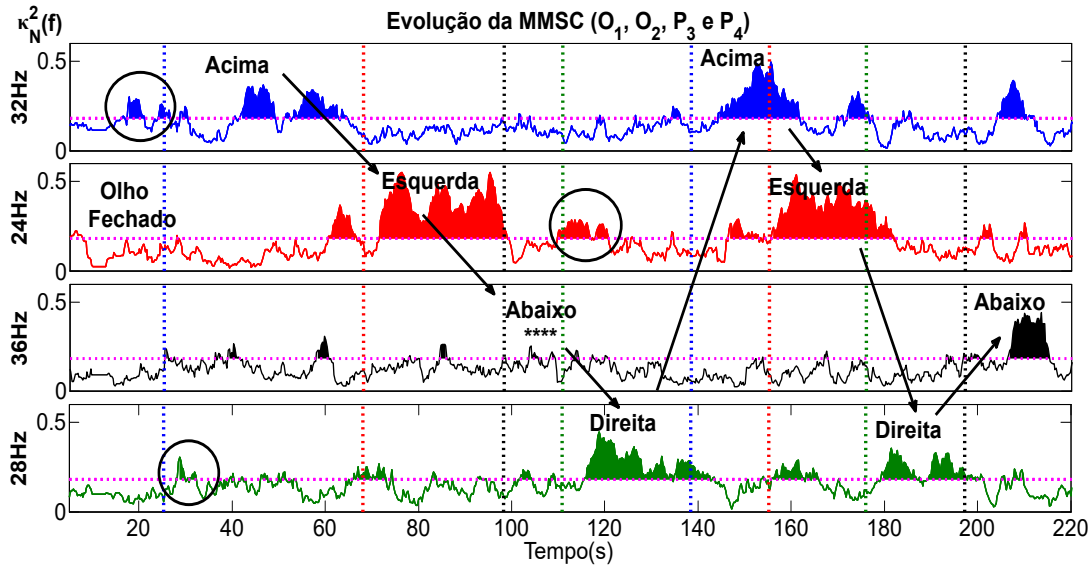


Figura 4.1: Evolução temporal da MMSC de um voluntário durante experimento ao focar atenção em diferentes estímulos. Linha tracejada (rosa) indica limiar de detecção para nível de significância de 5 % (0,182). Os instantes em que o voluntário pressionou o teclado indicando a direção de intenção de movimento de olhar em um dos LEDs da borda da tela são indicados por linhas verticais (azul para acima, vermelha para esquerda, preta para abaixo e verde para direita). (*) indica comando não detectado, neste caso, falso negativo. As áreas circuladas são exemplos de falsos positivos. As setas indicam a sequência de comandos do voluntário.

Pelas estimativas de sensibilidade e especificidade, foi traçada a curva ROC (detalhes na Seção 2.4.4), média e desvios para os 5 voluntários em cada configuração testada. Tal curva indica a capacidade de classificação do sistema, com desempenho melhor na medida em que as curvas se distanciam da reta de 45° , que representa um sistema totalmente aleatório e binário de detecção, com a área sob a mesma igual a 0,5. A Figura 4.2 mostra a estimativa que apresentou melhor resultado (obtida com as 4 derivações), a qual ocorre quando a área abaixo da curva para cada estímulo é máxima. No presente caso, o maior valor dessa área foi de 0,91 na estimulação em 28 Hz.

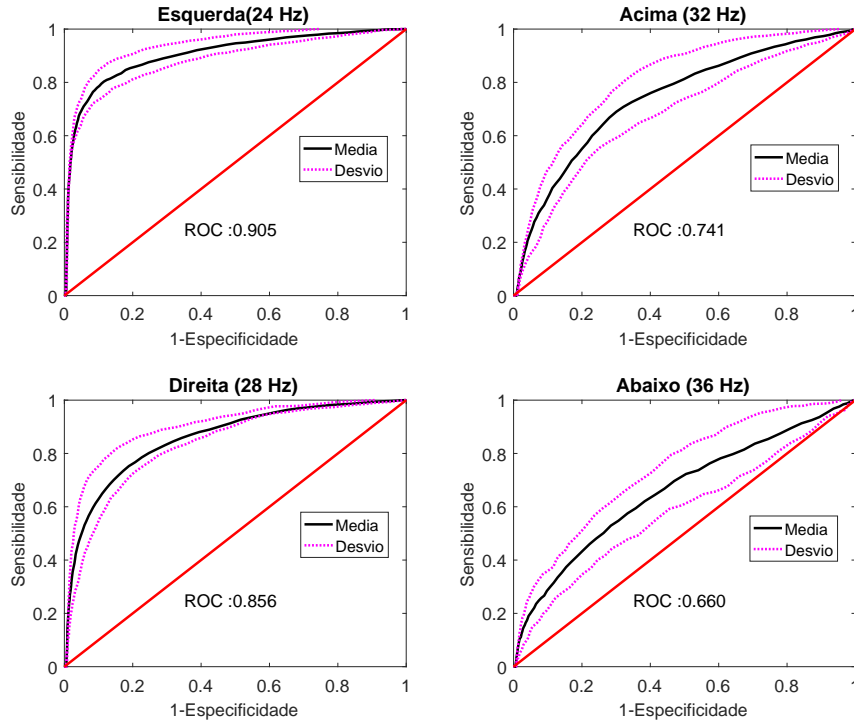


Figura 4.2: Estimativa da Curva ROC para MMSC nas derivações O_1 , O_2 , P_3 e P_4 , considerado as frequências de estimulação. Diagonal, em vermelho, indica curva para um sistema aleatório, e os desvios da estimativa são mostrados em rosa.

As estimativas de média e desvio padrão dos voluntários para a área sob a curva ROC, tempo de resposta (T_{RESP}), sensibilidade (Sens.) e especificidade (Espec.) são apresentados na Tabela 4.1 para MMSC. Nas estimativas de sensibilidade e especificidade usou-se o limiar teórico com nível de significância de 5 % [14]. Em destaque (hachurado) na Tabela 4.1, são encontrados os melhores valores (menores para T_{RESP} e maiores para Sensibilidade, Especificidade e área da ROC) obtidos em cada conjunto de derivações. Observam-se os valores baixos de T_{RESP} usando apenas duas derivações P_3 e P_4 . Quando estimada, usando-se $N=4$ derivações (O_1 , O_2 , P_3 e P_4), a MMSC apresentou maiores valores de sensibilidade (0,88 em 24 Hz), a qual indica a capacidade em reconhecer comandos do usuário quando o voluntário fixa o olhar em uma direção e o sistema detecta movendo o cursor na mesma direção. Neste caso, a sensibilidade é calculada pela razão entre os verdadeiros positivos (VP, acerto entre comando e detecção) e todos os comandos. Quanto à especificidade, a MMSC apresenta valores em torno de 0,78 para todas as derivações, o que indica a capacidade da MMSC, em reconhecer a ausência de comandos, ou seja, quando não há intenção em fixar o olhar em uma direção e o cursor não se move, caracterizando um verdadeiro negativo. Para quantificar os erros na MMSC consideraram-se todos os casos de falsos positivos (FP) e falsos negativos (FN), ou seja, detecções contrárias à intenção do voluntário. Um exemplo dessa situação é quando o usuário fixou o

olhar para abaixo, entretanto o sistema não detectou tal evento (falso negativo da Figura 4.1).

A Tabela 4.2 apresenta o resumo do desempenho do detector para os parâmetros: tempo de resposta (T_{RESP}), acurácia e ITR. No cálculo da ITR foi considerado a média de T_{RESP} e acurácia na melhor configuração com as derivações O_1 , O_2 , P_3 e P_4 . Nesta configuração, obteve-se uma ITR de 11,28 *bits/min* como resultado da combinação dos fatores acurácia de 82,32% e T_{RESP} de 5,66 s.

Tabela 4.1: Valor médio e desvio padrão da área sob a curva ROC, tempos de resposta (T_{RESP}), sensibilidade (Sens) e especificidade (Espec). Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.

Derivação	Parâmetro	Frequências de estimulação			
		24 Hz	28 Hz	32 Hz	36 Hz
O_1 e O_2	Área ROC	0,795	0,793	0,632	0,574
		$\pm 0,062$	$\pm 0,069$	$\pm 0,059$	$\pm 0,105$
	T_{RESP}	3,611	4,563	7,438	5,346
		$\pm 1,579$	$\pm 2,098$	$\pm 2,902$	$\pm 3,457$
Sens	0,686	0,642	0,413	0,308	
	$\pm 0,071$	$\pm 0,131$	$\pm 0,089$	$\pm 0,160$	
Espec	0,767	0,811	0,780	0,779	
	$\pm 0,050$	$\pm 0,038$	$\pm 0,034$	$\pm 0,042$	
P_3 e P_4	Área ROC	0,844	0,886	0,740	0,642
		$\pm 0,104$	$\pm 0,042$	$\pm 0,086$	$\pm 0,098$
	T_{RESP}	3,324	2,852	4,541	3,994
		$\pm 1,874$	$\pm 1,106$	$\pm 1,429$	$\pm 1,364$
Sens	0,791	0,820	0,565	0,427	
	$\pm 0,165$	$\pm 0,089$	$\pm 0,174$	$\pm 0,141$	
Espec	0,717	0,789	0,794	0,802	
	$\pm 0,064$	$\pm 0,052$	$\pm 0,048$	$\pm 0,044$	
O_1 , O_2 , P_3 e P_4	Área ROC	0,905	0,860	0,744	0,661
		$\pm 0,043$	$\pm 0,053$	$\pm 0,091$	$\pm 0,091$
	T_{RESP}	3,425	4,370	4,133	4,102
		$\pm 1,857$	$\pm 2,016$	$\pm 2,733$	$\pm 1,461$
Sens	0,883	0,767	0,599	0,460	
	$\pm 0,063$	$\pm 0,111$	$\pm 0,166$	$\pm 0,133$	
Espec	0,732	0,793	0,770	0,778	
	$\pm 0,051$	$\pm 0,053$	$\pm 0,058$	$\pm 0,037$	

Tabela 4.2: Resumo do desempenho para o primeiro grupo voluntários aplicando MMSC como detector.

Derivações	Parâmetro	Mínimo	Máximo	Desvio	Média
O ₁ e O ₂	T _{RESP} (s)	5,08	7,99	1,19	6,51
	Acurácia (%)	76,37	85,29	2,44	79,28
	ITR (bits/min)	6,78	13,74	2,28	8,99
P ₃ e P ₄	T _{RESP} (s)	4,90	7,59	0,75	5,97
	Acurácia (%)	77,38	85,89	2,62	83,19
	ITR (bits/min)	8,38	13,56	1,59	11,03
O ₁ , O ₂ , P ₃ e P ₄	T _{RESP} (s)	4,50	6,49	0,63	5,66
	Acurácia (%)	77,08	84,89	2,44	82,32
	ITR (bits/min)	7,95	14,30	1,86	11,28

4.1.2 MMSC Aplicada ao Segundo Grupo de Voluntários

Testes com a MMSC foram realizados com o registro dos sinais EEG do segundo grupo de voluntários, neste caso foram usados segmentos com tamanho $L = 2000$ (1s de sinal) e número $M = 30$ segmentos para estimativa da MMSC. Cabe ressaltar, que neste teste o movimento do cursor no sistema de realimentação para usuário não foi executado pela detecção com MMSC, mas com o TFLN. A Tabela 4.3 mostra valores de desempenho na detecção para cada configuração de canais da mesma forma como foi efetuado com o primeiro grupo. Nota-se que a configuração com as derivações O₁, O₂, P₃ e P₄ manteve o melhor desempenho, entretanto aumentou-se tempo de resposta para valores superiores a 10 s que pode ser explicado pelo ajuste do tamanho de segmento L para conter ciclos completos do sinal de estimulação nas frequências de 31, 32, 33 e 34 Hz durante a estimativa da MMSC.

A Tabela 4.4 apresenta o resumo de desempenho para cada configuração, em que se observa a queda da $ITR = 3,99 \text{ bits/min}$ em função da elevação de T_{RESP} acima 10 s e da queda da acurácia para 68, 58 %, contudo, a configuração com as derivações O₁, O₂, P₃ e P₄ manteve melhores resultados semelhante ao obtido no primeiro grupo. A Figura 4.3 mostra as curvas ROC para melhor combinação de derivações nos sinais dos 10 voluntários com melhor desempenho para o detector. Observa-se, que a área da ROC máxima de 0,608 teve um decréscimo para o segundo grupo em função da redução da sensibilidade e especificidade. Comparando-se o resumo de desempenho do primeiro grupo (Tabela 4.2) e segundo grupo de voluntários (4.3),

nota-se que os ajustes efetuados no sistema de estimulação não aumentou a acurácia e nem reduziu T_{RESP} como acontece ao se usar o TFLN no segundo grupo.

Tabela 4.3: Valor médio e desvio padrão da área sob a curva ROC, tempos de resposta, sensibilidade e especificidade para segundo grupo de voluntários aplicando MMSC como detector. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.

Derivação	Parâmetro	Frequências de estimulação			
		31 Hz	32 Hz	33 Hz	34 Hz
O_1 e O_2	Área ROC	0,645 $\pm 0,089$	0,603 $\pm 0,105$	0,629 $\pm 0,115$	0,624 $\pm 0,080$
	T_{RESP}	8,350 $\pm 2,681$	10,200 $\pm 3,820$	9,050 $\pm 2,781$	15,750 $\pm 20,701$
	Sens	0,436 $\pm 0,163$	0,389 $\pm 0,172$	0,449 $\pm 0,167$	0,348 $\pm 0,127$
	Espec	0,748 $\pm 0,087$	0,751 $\pm 0,098$	0,737 $\pm 0,079$	0,798 $\pm 0,086$
P_3 e P_4	Área ROC	0,661 $\pm 0,093$	0,580 $\pm 0,127$	0,626 $\pm 0,077$	0,626 $\pm 0,089$
	T_{RESP}	8,600 $\pm 2,664$	10,050 $\pm 2,350$	12,200 $\pm 11,312$	16,050 $\pm 18,045$
	Sens	0,467 $\pm 0,166$	0,390 $\pm 0,213$	0,448 $\pm 0,168$	0,398 $\pm 0,166$
	Espec	0,756 $\pm 0,087$	0,737 $\pm 0,073$	0,733 $\pm 0,068$	0,745 $\pm 0,081$
O_1, O_2, P_3 e P_4	Área ROC	0,625 $\pm 0,082$	0,615 $\pm 0,103$	0,608 $\pm 0,109$	0,594 $\pm 0,079$
	T_{RESP}	16,250 $\pm 37,871$	15,450 $\pm 27,638$	8,550 $\pm 3,220$	10,250 $\pm 5,775$
	Sens	0,409 $\pm 0,169$	0,368 $\pm 0,168$	0,410 $\pm 0,135$	0,306 $\pm 0,127$
	Espec	0,762 $\pm 0,072$	0,778 $\pm 0,079$	0,751 $\pm 0,080$	0,795 $\pm 0,076$

Tabela 4.4: Resumo do desempenho para segundo grupo de voluntários aplicando MMSC como detector.

Derivações	Parâmetro	Mínimo	Máximo	Desvio	Média
O ₁ e O ₂	T _{RESP} (s)	7,00	25,00	5,08	10,84
	Acurácia (%)	61,91	76,90	3,88	68,24
	ITR (bits/min)	1,51	5,95	1,20	3,72
P ₃ e P ₄	T _{RESP} (s)	6,75	29,75	6,19	11,73
	Acurácia (%)	61,35	77,64	3,75	67,42
	ITR (bits/min)	0,89	5,40	1,24	3,44
O ₁ , O ₂ , P ₃ e P ₄	T _{RESP} (s)	5,25	51,00	12,14	12,63
	Acurácia (%)	62,21	77,85	4,04	68,58
	ITR (bits/min)	0,85	7,86	1,77	3,99

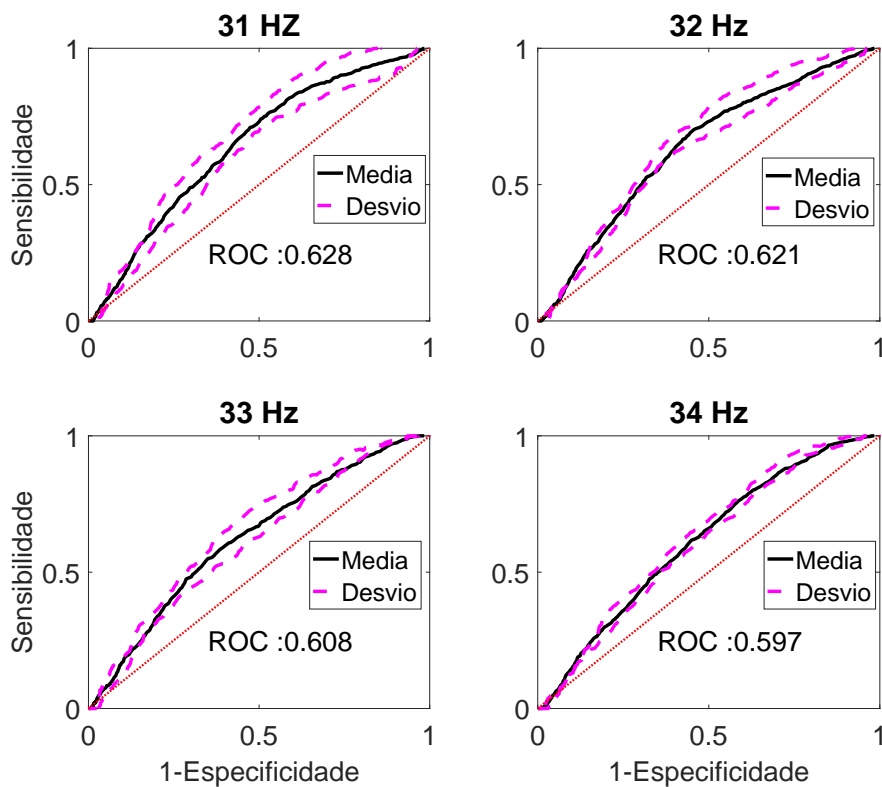


Figura 4.3: Estimativa da Curva ROC para MMSC considerado as frequências de estimulação para o segundo grupo de voluntários, nas derivações O₁, O₂, P₃ e P₄. Diagonal, em vermelho, indica curva para um sistema aleatório, e os desvios da estimativa são mostrados em rosa.

4.2 Avaliação da BCI com TFLN

Ao avaliar o detector proposto, TFLN, em BCI, foram efetuadas simulações para comparar estimativas e valor teórico para a distribuição estatística do detector para sinais com ausência potenciais evocados, hipótese H_0 e para sinais com presença potenciais evocados, hipótese H_1 . Em seguida, foi mensurado o desempenho da BCI com TFLN, em sinais EEG, nesta etapa adotou-se o procedimento para análise da BCI com MMSC, observando o tempo de resposta e curva ROC para cada frequência de estimulação.

4.2.1 Simulações

A Figura 4.4 compara os valores críticos simulados e teóricos em função do número de L de vizinhos, a sobreposição das curvas indica o ajuste adequado da distribuição proposta ao detector para ausência de respostas, neste caso, a hipótese h_0 . Nota-se que os valores críticos decrescem com o incremento do número L e com o aumento do nível de significância (α). A Figura 4.5 mostra o comportamento da probabilidade de detecção (PD) em função da SNR e do número L de vizinhos, onde as superfícies para dados simulados e teórico são visualmente idênticas. Em detalhe na Figura 4.6, a PD para quatro valores diferentes de L , onde se verifica que os valores de PD permanecem constantes quando a SNR ou φ ultrapassa um valor. Dessa forma, pelas simulações, para valores de L elevados, acima de 12, a PD mantêm-se constante para valores de SNR acima de 0 dB ou $\varphi = 0,5$ (Comportamento detalhado no Anexo A.5).

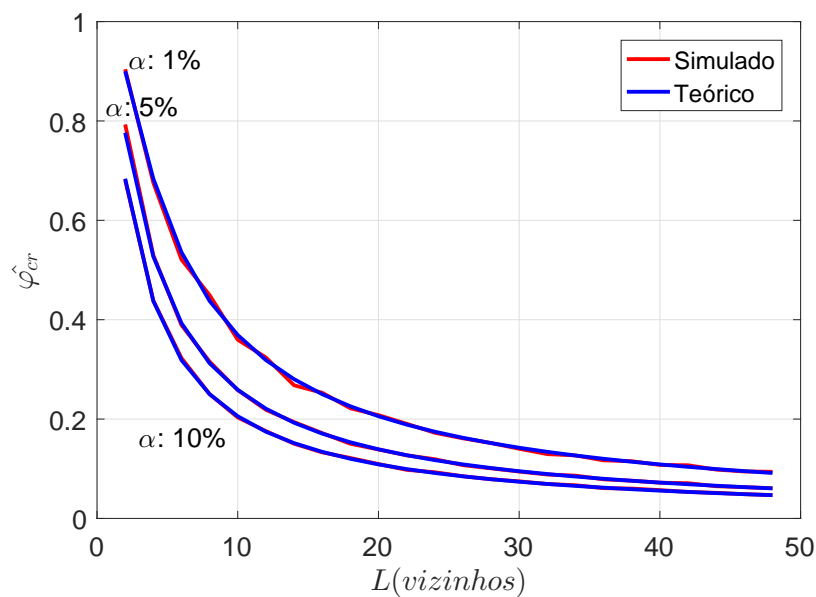


Figura 4.4: Valores críticos ($\hat{\varphi}_{cr}$) em função de L vizinhos para diferentes níveis de significância.

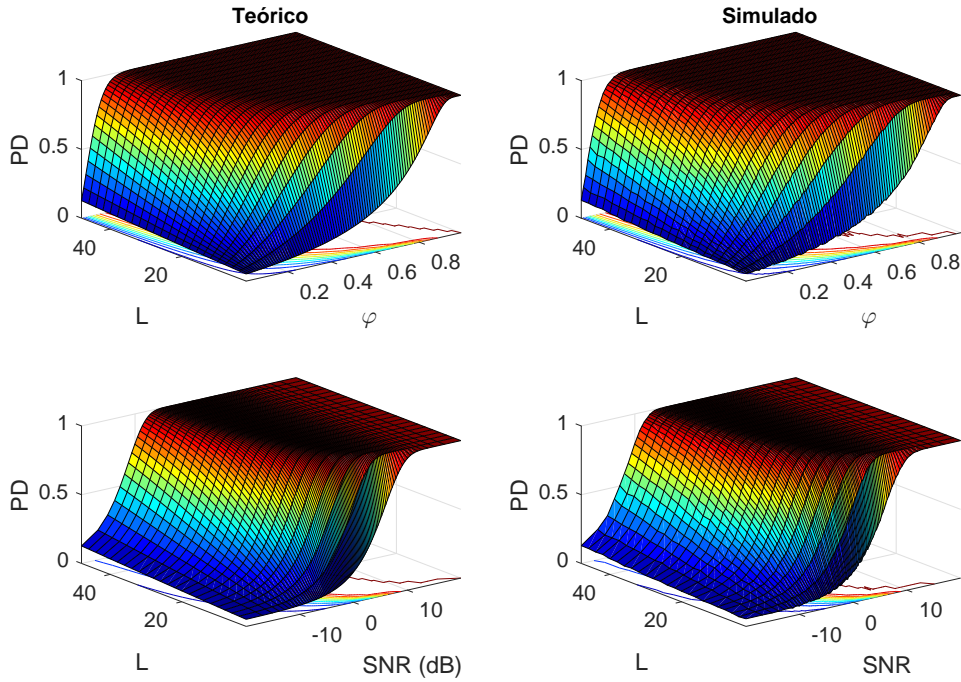


Figura 4.5: Probabilidade de detecção em função do valor verdadeiro de φ , SNR e L .

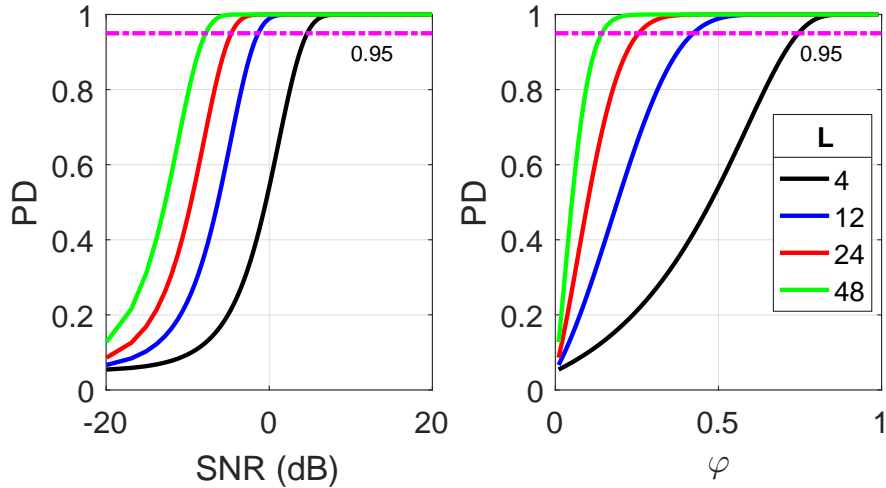


Figura 4.6: Probabilidade de detecção teórica e simulada em função da SNR, valor verdadeiro φ . A linha tracejada indica a PD de 95%.

As simulações no domínio do tempo e da frequência são equivalentes, pois exibem o mesmo resultado ao se comparar a distribuição teórica e simulada no domínio do tempo, como indicado na Figura 4.7, validando a metodologia proposta de simulação no domínio da frequência. Neste caso, foi sintetizado um sinal de estimulação pela Equação 3.20 e a distribuição dos valores da estimativa com TFLN ($\hat{\varphi}$) comparada à distribuição teórica.

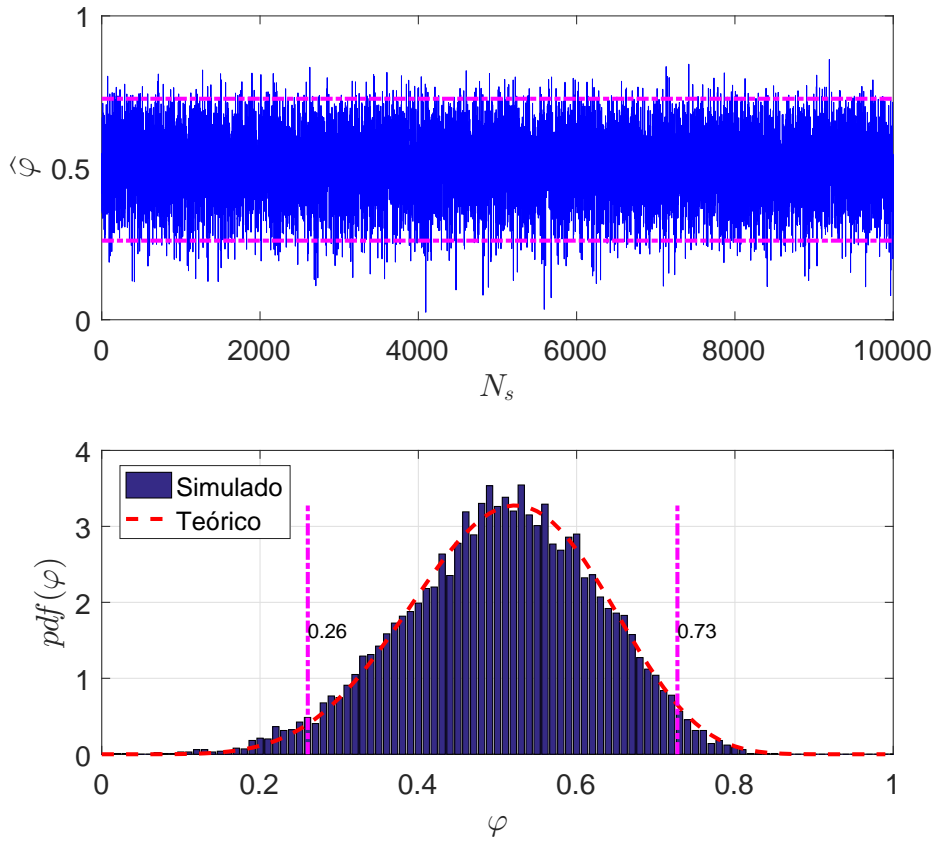
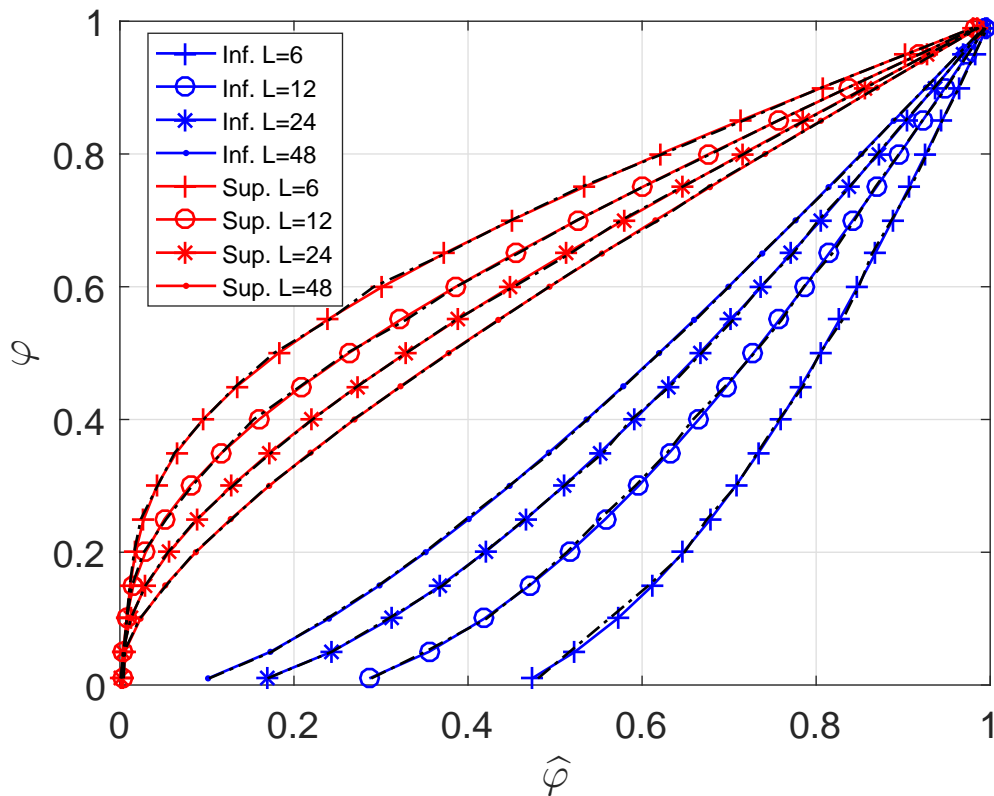


Figura 4.7: Simulação de estímulo proposto pela Equação 3.20 e sua distribuição comparada ao modelo teórico para uma frequência de 32Hz e φ de 0,5. As linhas tracejadas (rosa) indicam o intervalo de confiança de 95%.

4.2.2 Intervalos de Confiança para TFLN

Em função das simulações e da distribuição de probabilidade sob hipótese H_1 , com presença resposta, é possível estimar os intervalos de confiança. Neste caso, a Figura 4.8 indica os intervalos de confiança para 95 % das estimativas de φ , com valores inferiores (azul) e superiores (vermelho) de φ para diferentes L (vizinhos) e da estimativa $\hat{\varphi}$. Nota-se que a faixa de valores decai com o incremento de L e $\hat{\varphi}$, ou seja, intervalo de confiança torna-se mais estreito indicando que a estimativa se aproxima do valor real.



4.2.3 TFLN Aplicado em Sinal EEG

A definição da melhor configuração das derivações do sinal EEG, foi efetuada com teste de varredura sobre os sinais nas derivações pertencentes a região occipital, com valores obtidos na Tabela 4.5 e região parietal, com valores obtidos na Tabela 4.6. Pelos valores de sensibilidade, especificidade na detecção de respostas, os melhores valores foram obtidos com a media das derivações P_3 e P_4 , ao se comparar os resultados das duas abelas.

Tabela 4.5: Varredura com TFLN nas derivações occipitais. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.

Derivação	Parâmetro	Frequências de estimulação			
		31 Hz	32 Hz	33 Hz	34 Hz
O ₁	Área ROC	0,890 ±0,061	0,886 ±0,065	0,902 ±0,051	0,869 ±0,072
	T _{RESP}	1,63 ± 0,65	1,25 ±0,51	1,50 ±0,39	1,42 ±0,55
	Sens	0,710 ±0,149	0,652 ±0,203	0,743 ±0,127	0,633 ±0,190
	Espec	0,939 ±0,021	0,955 ±0,013	0,944 ±0,017	0,955 ±0,017
O ₂	Área ROC	0,850 ±0,084	0,872 ±0,081	0,886 ±0,050	0,835 ±0,085
	T _{RESP}	1,44 ±0,74	1,15 ±0,80	1,46 ±0,57	1,53 ±0,90
	Sens	0,628 ±0,212	0,606 ±0,220	0,662 ±0,133	0,527 ±0,221
	Espec	0,937 ±0,019	0,951 ±0,019	0,948 ±0,022	0,950 ±0,017
(O ₁ + O ₂)/2	Área ROC	0,887 ±0,054	0,893 ±0,066	0,906 ±0,043	0,860 ±0,065
	T _{RESP}	1,38 ±0,462	1,26 ±0,535	1,53 ±0,537	1,52 ±0,648
	Sens	0,700 ±0,144	0,664 ±0,183	0,739 ±0,105	0,607 ±0,186
	Espec	0,936 ±0,018	0,950 ±0,022	0,945 ±0,019	0,948 ±0,023

Tabela 4.6: Varredura com TFLN na região parietais. Em destaque (hachurado) os melhores valores em cada categoria.

Derivação	Parâmetro	Frequências de estimulação			
		31 Hz	32 Hz	33 Hz	34 Hz
P ₃	Área ROC	0,859 ±0,071	0,856 ±0,078	0,891 ±0,053	0,839 ±0,106
	T _{RESP}	1,41 ±0,67	1,68 ±0,62	1,58 ±0,70	1,42 ±0,78
	Sens	0,648 ±0,163	0,629 ±0,166	0,731 ±0,106	0,603 ±0,224
	Espec	0,942 ±0,025	0,950 ±0,022	0,939 ±0,027	0,943 ±0,021
P ₄	Área ROC	0,820 ±0,109	0,843 ±0,078	0,872 ±0,051	0,840 ±0,081
	T _{RESP}	1,33 ±0,70	1,08 ±0,48	1,56 ±0,50	1,56 ±0,58
	Sens	0,568 ±0,229	0,545 ±0,176	0,639 ±0,157	0,584 ±0,188
	Espec	0,935 ±0,025	0,952 ±0,019	0,944 ±0,024	0,939 ±0,018
(P ₃ +P ₄)/2	Área ROC	0,861 ±0,084	0,887 ±0,052	0,912 ±0,036	0,880 ±0,077
	T _{RESP}	1,36 ±0,55	1,22 ±0,45	1,48 ±0,44	1,44 ±0,55
	Sens	0,675 ±0,178	0,662 ±0,139	0,753 ±0,124	0,675 ±0,173
	Espec	0,936 ±0,028	0,955 ±0,016	0,945 ±0,023	0,944 ±0,018

Em função das estimativas de sensibilidade e especificidade, foi traçada a curva ROC média e desvios para os 10 voluntários que participaram de duas fases de coleta, denominado de segundo grupo de voluntários. A ROC indica a capacidade de classificação do sistema, com desempenho melhor na medida em que as curvas se distanciam da reta com 45°, que representa um sistema totalmente aleatório e binário de detecção, com a área sob a mesma igual a 0,5. Nos testes, o melhor desempenho ocorreu para 33 Hz cujo valor da área abaixo da ROC foi de 0,912.

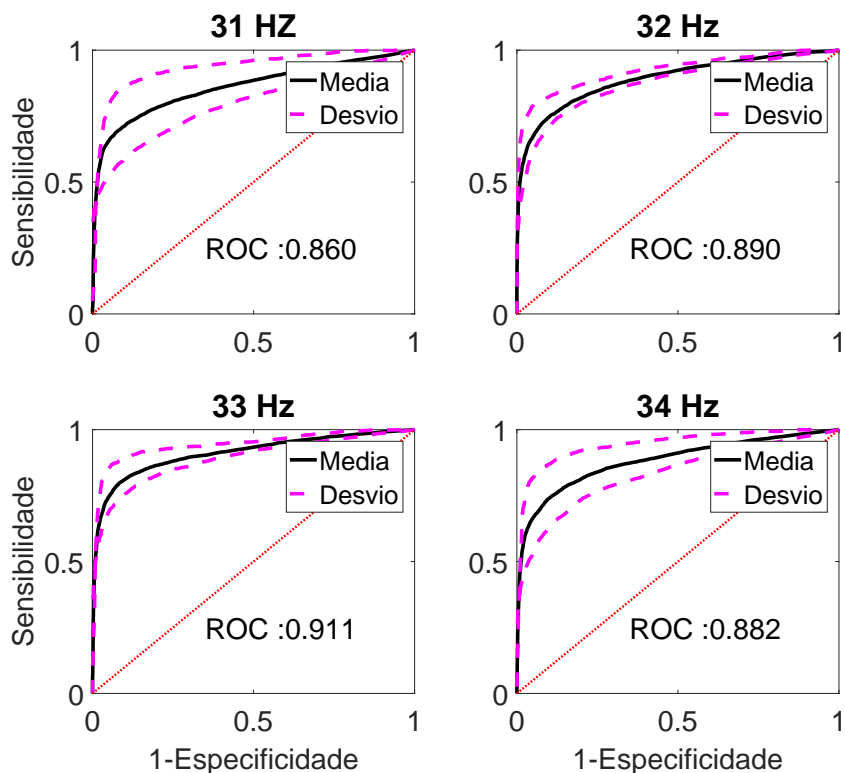


Figura 4.9: Estimativa da Curva ROC para Teste F local normalizado na média das derivações P_3 e P_4 considerado as frequências de estimulação. Diagonal (vermelho) indica curva para um sistema aleatório e os desvios (rosa) da estimativa.

A Tabela 4.7 mostra o resumo das estimativas de média e desvio padrão para os voluntários. Nas estimativas de tempo de resposta (T_{RESP}) e acurácia considerou-se o limiar teórico (valor crítico do detector) com nível de significância em 5 %. Como comparação foi incluído na tabela os resultados com o primeiro grupo de 5 voluntários (Grupo 1) usando-se as mesmas configurações para detecção, mas neste caso, ressalta-se que o movimento de do cursor no sistema de realimenta foi efetuado pela detecção com MMSC. Observa-se uma melhora no Grupo 2 para ITR média de 59,89 em função da queda de T_{RESP} para 1,38 s e aumento da acurácia para de 89 %

Tabela 4.7: Resumo de desempenho do TFLN para cada grupo de voluntários utilizando as derivações P_3 e P_4 .

Voluntários	Parâmetros	Mínimo	Máximo	Desvio	Média
Grupo 1	$T_{RESP}(s)$	4,33	6,21	0,62	5,35
	Acurácia (%)	77,69	84,23	2,13	80,12
	ITR (bits/min)	9,17	15,03	2,03	11,03
Grupo 2	$T_{RESP}(s)$	0,94	1,75	0,25	1,38
	Acurácia (%)	82,84	93,02	2,86	89,01
	ITR (bits/min)	40,96	96,71	12,91	59,89

A Figura 4.10 mostra evolução temporal dos valores do TFLN nas frequências de intermitência de cada um dos quatro LEDs e sua correspondente localização na borda da tela, ou seja, esquerda (31 Hz), direita (32 Hz), acima (33 Hz) e abaixo (34 Hz), neste caso nota-se a diferença das respostas dos detectores, em especial, a visualização do TFLN cujas repostas são mais claras e limitadas ao intervalo de 0 a 1.

A partir dos intervalos de confiança é possível visualizar os pontos de detecção na evolução temporal com maior número de erros (Figura 4.11) na região em que os intervalos de confiança se sobrepõem. No trecho destacado no gráfico de sincronismo, é um exemplo para o instante no qual o sistema de detecção apresenta um erro, indicando olho fechado (OF), enquanto o usuário mudou o foco de atenção da fonte de estimulação em 33 Hz (comando esquerda) para fonte de 34 Hz (comando acima).

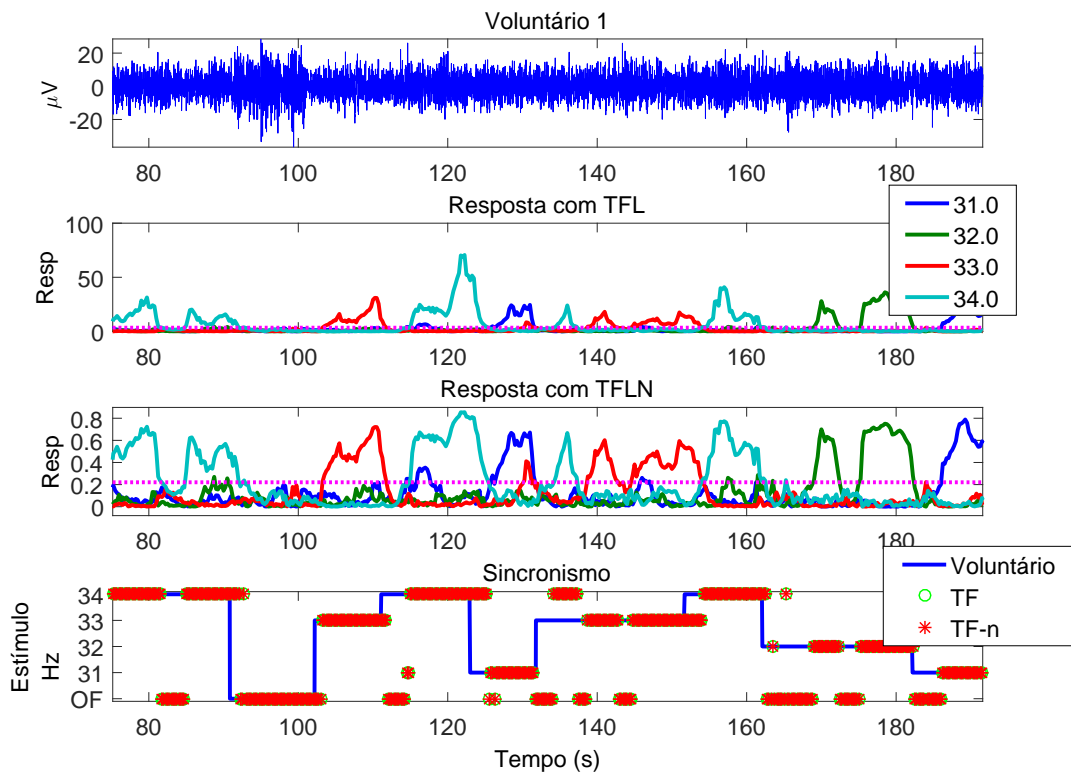


Figura 4.10: Evolução temporal do TFL e TFLN aplicado ao EEG de um voluntário com sinal EEG composto pela média das derivações P_3 e P_4 durante experimento de focar atenção em diferentes estímulos. A linha tracejada em rosa nos gráficos de resposta indica limiar de detecção para nível de significância de 5%. Os instantes em que o voluntário manteve o teclado pressionado, indicando a intenção de movimento, são representados pelo traçado em azul no sinal de sincronismo, junto às respostas do sistema de detecção. Os acertos correspondem aos instantes em que a resposta do detector se sobrepõem ao sinal de sincronismo do teclado do usuário.

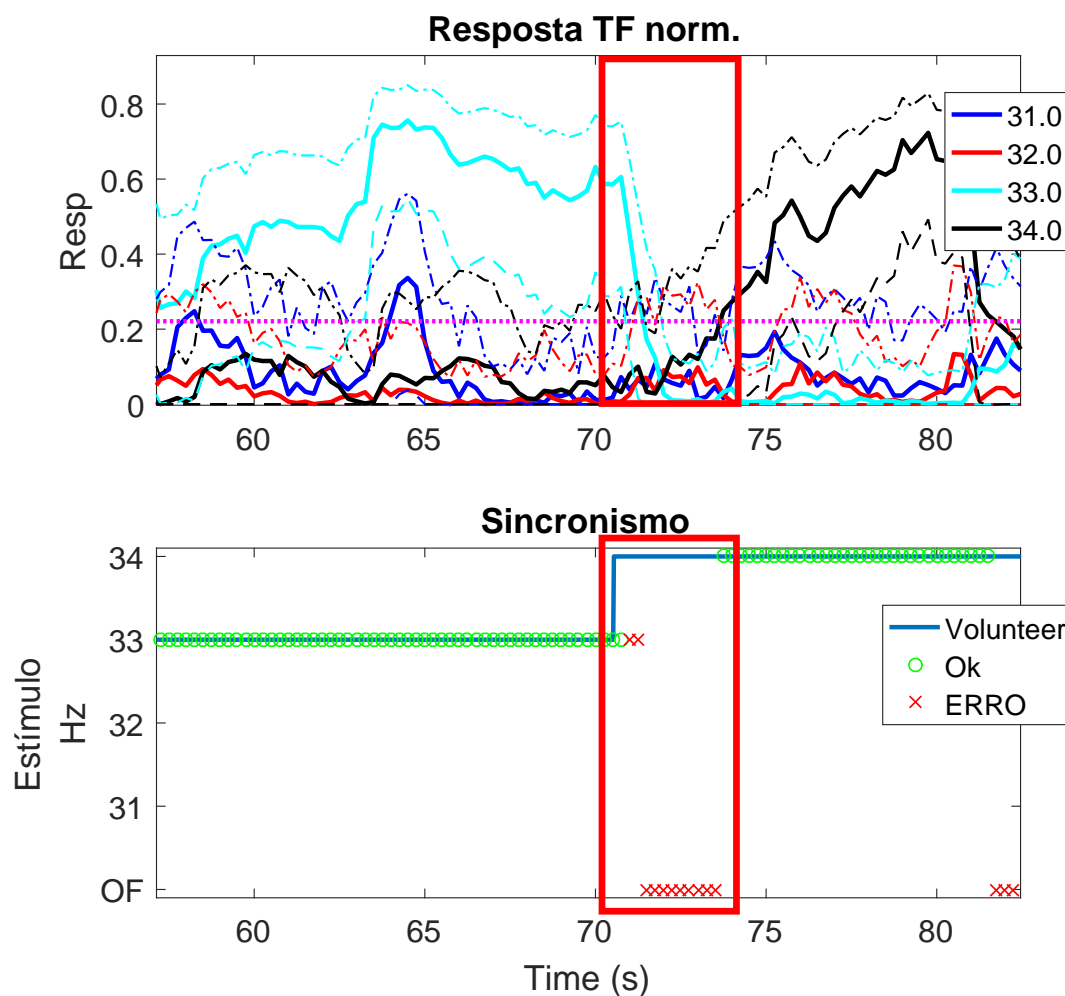


Figura 4.11: Intervalo de confiança na evolução temporal do TFLN aplicado ao EEG de um voluntário na média das derivações P_3 e P_4 durante experimento de focar atenção em diferentes estímulos. O quadrado vermelho indica o trecho com valor de detecção pequeno e intervalo de confiança sobreposto às respostas detectadas, coincidente com os trechos de maior erro do detector.

Capítulo 5

Discussões

5.1 Discussão para MMSC

A evolução temporal da MMSC (Figura 4.1) evidencia a capacidade da técnica, para um dado nível de significância, em distinguir o LED para o qual o indivíduo fixa seu olhar [14]. A capacidade em diferenciar respostas corticais associada às intenções de comando, relatada também em outros trabalhos [5, 6, 11, 84], é necessária em um detector aplicado à BCI. A curva ROC (Figura 4.2) mostra o desempenho do sistema semelhante ao desenvolvido por Da Silva Pinto et al [84], que encontraram área sob a curva ROC de 0,93 para a MMSC, mas usando estímulos nas frequências de 7, 8, 9 e 27 Hz e duas derivações (O_1 e O_2). Curvas ROC semelhantes foram encontradas por Miranda de Sá et al [85] para 2 e 4 derivações. A MMSC com 4 derivações apresenta melhores resultados nas frequências de 24, 32 e 36 Hz, com maiores valores médios de área sob a curva ROC, em especial para 24 Hz, com valor de 0,905 e sensibilidade de 0,883 (88,3 %). Tal valor ficou próximo aos valores relatados por [5] de 74% a 96%. A especificidade ficou abaixo do esperado (95 %), com maior valor obtido de 81,1% para as hipóteses consideradas em [14]. Tal resultado pode ser explicado pela baixa SNR do EEG contendo artefatos não detectados pelo algoritmo de rejeição, ou pelo fato da distribuição de probabilidade de EEG de fundo ser diferente da gaussiana, como suposto para o cálculo da MMSC, ou baixa SNR presente em uma das derivações em certos instantes. Neste contexto, Miranda de Sá et al. [46] apontaram um decremento no desempenho da MMSC em função da SNR baixa.

Para os tempos de resposta (T_{RESP}), a configuração com duas derivações (P_3 e P_4) apresenta menores valores, com tempos médios de 3,32, 2,85 e 3,99 s nas frequências de 24, 28 e 36 Hz respectivamente. Para frequência de 32 Hz, o tempo de $4,54 \pm 1,43$ s apresenta valores próximos ao da configuração com 4 derivações, cujo tempo de detecção foi de $4,13 \pm 2,73$ s. Tais valores encontrados são similares aos relatados em outros trabalhos (em torno de 5 s) usando outras técnicas de

detecção [5, 19] e com tempo de 2,5 s, com algoritmo da MMSC [84]. Entretanto, esses trabalhos usam protocolo de estimulação com uma única frequência e sem realimentação para o voluntário. O melhor tempo de resposta, obtido com as derivações P_3 e P_4 , é similar ao com 4 derivações. Uma explicação para tal superioridade de desempenho pode ser devido ao fato do protocolo usar realimentação pelo movimento do cursor, exigindo, assim, atenção em um alvo. Tal procedimento recrutaria áreas do córtex parietal posterior, subjacentes às derivações P_3 e P_4 , responsáveis pela detecção de movimento de objetos e profundidade [17].

Os ajustes efetuados no sistema de estimulação para adequar a BCI ao TFLN como detector, prejudicou o desempenho da BCI com MMSC, quando se alterou o sistema de estimulação, ocorreu um decréscimo da ITR de 11,28 do primeiro grupo para 3,99 bits/min no segundo grupo, com aumento do tempo de resposta e perda de acurácia. Tal diferença comprova importância do sistema de realimentação sincronizado ao sistema de detecção como descrito em [1, 5, 7, 18].

5.2 Discussão para TFLN

A evolução temporal do TFLN (4.10), bem como na MMSC, evidencia a capacidade da técnica, para um dado nível de significância, em distinguir o LED para o qual o indivíduo fixa seu olhar [14]. Similar também ao relatado em outros trabalhos [5, 6, 11, 86], tal capacidade é necessária para um detector aplicado à BCI. E no caso do TFLN, já se conhece a o comportamento do detector para sinais EEG modelados como gaussianos, indiferente da estratégia adotada para a BCI. A curva ROC (Figura 4.9) mostra o desempenho superior do sistema ao algoritmo com MMSC, exibindo valores acima de 0,85 em todas frequências de estimulação, e semelhante ao desenvolvido por Da Silva Pinto et al [86], que fizeram uso de duas derivações de EEG também. O TFLN aplicado ao sinal médio das derivações P_3 e P_4 apresenta uma acurácia máxima de 93% para primeiro grupo e 84% para segundo grupo (Tabela 4.7), semelhante ao resultado de outros trabalhos de 74% a 96 % [5], lembrando que no primeiro grupo de voluntários (Grupo 1), o cursor no sistema de realimentação movimentava pela detecção com MMSC. Nos tempos de resposta (T_{RESP}), o sistema proposto apresenta valores estimados de $1,38 \pm 0,25s$, nas frequências de estimulação adotadas, cujo valor está abaixo dos relatados em outros trabalhos (em torno de 5 s), usando-se outras técnicas de detecção [5, 19] e tempo de 2,5 s com algoritmo da MMSC [84, 86], e abaixo dos 4,5s obtidos com a MMSC aplicada neste trabalho. A estratégia de realimentação, mesmo com alterações para a aplicação do TFLN nas frequências de estimulação usadas (31 a 34 Hz), manteve os resultados para as derivações P_3 e P_4 nos dois grupos de voluntários, diferente do reportado pela literatura (derivações O_1 e O_2) [5, 84], pois

o protocolo, mesmo com as alterações exige atenção em um alvo. O uso da banda de frequências entre 31 e 34 Hz também concorda com os resultados de [4, 34], com resultados mais equilibrados, tanto para valores de ROC (0,85 a 0.90), para acurácia e tempo de resposta (T_{RESP}) com desvios menores aos encontrados com aplicação da MMSC em que foram utilizadas frequências de estimulação fora da faixas ótimas reportadas (2.8). Em trabalhos anteriores, os detectores foram usados apenas para a detecção de respostas em sinais EEG adquiridos sob estimulação externa [1, 5, 9]. A distribuição estatística considerada e o estudo da hipótese alternativa (H_1) estende o uso do TFLN para detectar e comparar a amplitude das respostas em diferentes indivíduos ou em diferentes protocolos, permitindo também a indicação de pontos de incerteza em diferentes respostas (Figura 4.11), quando os intervalos de confiança se sobrepõem.

Diferente do que ocorreu com a MMSC, os ajustes efetuados no sistema de estimulação para adequar BCI ao TFLN como detector, melhorou o desempenho da BCI, em que ocorreu um aumento da ITR de 11,03 bits/min do primeiro grupo para 59,89 bits/min no segundo grupo, com redução de T_{RESP} e aumento da acurácia. Tal comportamento já era esperado, pois o sistema de realimentação está sincronizado ao sistema de detecção para segundo grupo de voluntários, comportamento reportado em [1, 5, 7, 18].

Capítulo 6

Conclusões

A técnica da MMSC (coerência múltipla) usando 4 derivações (O_1 , O_2 , P_3 e P_4) possui melhor desempenho, considerando-se a curva ROC e tempos de resposta, não se excluindo a possibilidade de se ser aplicada em BCIs como sistema de detecção de comandos, neste caso, para quatro. A BCI com MMSC obteve um desempenho com acurácia de 82 %, T_{RESP} de 5,66 s e uma ITR de 11,28 bits/min.

O emprego do TFLN (teste F local normalizado) também apresenta desempenho compatível com outras técnicas usando duas derivações (P_3 e P_4 , nesse caso) considerando a curva ROC, tempos de resposta e acurácia, com valores superiores ao algoritmo empregado com MMSC, sendo este último mais complexo que o desenvolvido para TFLN. Os resultados indicam a possibilidade de se aplicar a técnica em BCIs para sistema de detecção de comandos, neste caso, também para quatro comandos como proposto. A BCI com TFLN e ajustes no sistema de estimulação, frequências na faixa de 31 a 34 Hz, obteve um desempenho com acurácia de 89 %, T_{RESP} de 1,38 s e uma ITR de 59,89 bits/min. O TFLN também possibilita a aplicação em sistemas para comparação de amplitude das respostas no EEG em função da distribuição do detector para hipótese alternativa de presença de respostas (H_1), que foi também obtida neste trabalho.

É importante destacar que os detectores MMSC e TFLN, quando aplicados à BCI, possuem limitações que devem ser investigadas, como, por exemplo, se a melhor configuração de derivações EEG encontrada neste trabalho pode ser aplicada em outros grupos de voluntários e se existe outra faixa ótima de frequências de estimulação, em outras bandas de EEG. Estas limitações podem ser melhor compreendidas utilizando-se um número maior do que os 15 indivíduos utilizados para testar a BCI neste trabalho, permitindo a realização de comparações mais assertivas para a disposição das derivações EEG e afinar os algoritmos de processamento desenvolvidos para MMSC e TFLN. Grande parte do tempo empregado para desenvolvimento deste trabalho foi utilizado para a confecção e ajustes do sistemas de aquisição e realimentação para o usuário, pela indisponibilidade sistemas com carac-

terísticas necessárias para estudo das técnicas detecção. Dentre as características, destacam-se, o sincronismo e estabilidade no sistema de estimulação e aquisição de EEG e o isolamento elétrico entre estes sistemas para redução de interferências.

Referências Bibliográficas

- [1] WOLPAW, J., WOLPAW, E. W. *Brain-Computer Interfaces Principles and Practice*. Oxford University Press, jan. 2012. ISBN: 978-0-19-538885-5.
- [2] CELESIA, G. G., PEACHEY, N. S. “Visual Evoked Potentials and Electroretinograms”. In: *Electroencephalography*, 5 ed., Williams & Wilkin, New York, USA, 2005.
- [3] BEAR, M., CONNORS, B., PARADISO, M. *Neuroscience: Exploring the Brain*. Lippincott Williams & Wilkins, 2007. ISBN: 978-0-7817-6003-4.
- [4] WANG, Y., WANG, R., GAO, X., et al. “A practical VEP-based brain-computer interface”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 14, n. 2, pp. 234 –240, jun. 2006. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2006.875576.
- [5] VIALATTE, F.-B., MAURICE, M., DAUWELS, J., et al. “Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives”, *Progress in Neurobiology*, v. 90, n. 4, pp. 418–438, abr. 2010. ISSN: 0301-0082. doi: 10.1016/j.pneurobio.2009.11.005.
- [6] WOLPAW, J. R., BIRBAUMER, N., MCFARLAND, D. J., et al. “Brain-computer interfaces for communication and control”, *Clinical neurophysiology: official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, v. 113, n. 6, pp. 767–791, jun. 2002. ISSN: 1388-2457.
- [7] AL-QAYSI, Z., ZAIDAN, B., ZAIDAN, A., et al. “A review of disability EEG based wheelchair control system: Coherent taxonomy, open challenges and recommendations”, ISSN: 01692607. doi: 10.1016/j.cmpb.2018.06.012.
- [8] BARBOSA, D., MIRANDA DE S, A. M. F. L., CATELLI INFANTOSI, A. F. “Frequency-Domain Objective Response Detection Techniques Applied to Evoked Potentials: A Review”. In: Naik, G. R. (Ed.), *Applied Biological Engineering - Principles and Practice*, InTech, mar. 2012. ISBN: 978-953-51-0412-4.

- [9] PICTON, T. W., JOHN, M. S., DIMITRIJEVIC, A., et al. “Human auditory steady-state responses”, *International journal of audiology*, v. 42, n. 4, pp. 177–219, jun. 2003. ISSN: 1499-2027.
- [10] WEI, L., CRAIGMILE, P. F. “Global and local spectral-based tests for periodicities”, *Biometrika*, v. 97, n. 1, pp. 223–230, mar. 2010. ISSN: 0006-3444, 1464-3510. doi: 10.1093/biomet/asp079.
- [11] FRIDMAN, J., ZAPPULLA, R., BERGELSON, M., et al. “Application of phase spectral analysis for brain stem auditory evoked potential detection in normal subjects and patients with posterior fossa tumors”, *Audiology: official organ of the International Society of Audiology*, v. 23, n. 1, pp. 99–113, 1984. ISSN: 0020-6091.
- [12] DOBIE, R. A., WILSON, M. J. “Objective response detection in the frequency domain”, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, v. 88, n. 6, pp. 516–524, nov. 1993. ISSN: 0168-5597. doi: 10.1016/0168-5597(93)90040-V.
- [13] BENIGNUS, V. “Estimation of coherence spectrum of non-Gaussian time series populations”, *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, v. 17, n. 3, pp. 198–201, set. 1969. ISSN: 0018-9278. doi: 10.1109/TAU.1969.1162053.
- [14] MIRANDA DE SÁ, A. M. F., FERREIRA, D. D., DIAS, E. W., et al. “Coherence estimate between a random and a periodic signal: Bias, variance, analytical critical values, and normalizing transforms”, *Journal of the Franklin Institute*, v. 346, n. 9, pp. 841–853, nov. 2009. ISSN: 0016-0032. doi: 10.1016/j.jfranklin.2009.07.009.
- [15] GRAIMANN, B., ALLISON, B. Z., PFURTSCHELLER, G. *Brain-Computer Interfaces: Revolutionizing Human-Computer Interaction*. Springer Science & Business Media, out. 2010. ISBN: 978-3-642-02091-9.
- [16] LIAO, L.-D., CHEN, C.-Y., WANG, I.-J., et al. “Gaming control using a wearable and wireless EEG-based brain-computer interface device with novel dry foam-based sensors”, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, v. 9, n. 1, pp. 5, 2012. ISSN: 1743-0003. doi: 10.1186/1743-0003-9-5.
- [17] KANDEL, E. *Principles of Neural Science, Fifth Edition*. Principles of Neural Science. McGraw-Hill Education, 2013. ISBN: 978-0-07-139011-8.

- [18] GRAIMANN, B., ALLISON, B., PFURTSCHELLER, G. “Brain–Computer Interfaces: A Gentle Introduction”. In: Graimann, B., Pfurtscheller, G., Allison, B. (Eds.), *Brain-Computer Interfaces*, The Frontiers Collection, Springer Berlin Heidelberg, pp. 1–27, 2009. ISBN: 978-3-642-02090-2 978-3-642-02091-9.
- [19] ALLISON, B. Z., MCFARLAND, D. J., SCHALK, G., et al. “Towards an independent brain–computer interface using steady state visual evoked potentials”, *Clinical Neurophysiology*, v. 119, n. 2, pp. 399–408, fev. 2008. ISSN: 1388-2457. doi: 10.1016/j.clinph.2007.09.121.
- [20] GUGER, C., DABAN, S., SELLERS, E., et al. “How many people are able to control a P300-based brain–computer interface (BCI)?” *Neuroscience Letters*, v. 462, n. 1, pp. 94–98, set. 2009. ISSN: 0304-3940. doi: 10.1016/j.neulet.2009.06.045.
- [21] PFURTSCHELLER, G., MULLER-PUTZ, G. R., SCHLGL, A., et al. “Graz-brain-computer interface: state of research”. In: *Toward brain-computer interfacing*, MIT Press, pp. 65–84, 2007.
- [22] KLOBASSA, D. S., VAUGHAN, T. M., BRUNNER, P., et al. “Toward A High-Throughput Auditory P300-based Brain-Computer Interface”, *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, v. 120, n. 7, pp. 1252–1261, jul. 2009. ISSN: 1388-2457. doi: 10.1016/j.clinph.2009.04.019.
- [23] MULLER-PUTZ, G., SCHERER, R., NEUPER, C., et al. “Steady-state somatosensory evoked potentials: suitable brain signals for brain-computer interfaces?” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 14, n. 1, pp. 30–37, mar. 2006. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2005.863842.
- [24] BELL, C. J., SHENOY, P., CHALODHORN, R., et al. “Control of a humanoid robot by a noninvasive brain–computer interface in humans”, *Journal of Neural Engineering*, v. 5, n. 2, pp. 214–220, jun. 2008. ISSN: 1741-2560, 1741-2552. doi: 10.1088/1741-2560/5/2/012.
- [25] CITI, L., POLI, R., CINEL, C., et al. “P300-Based BCI Mouse With Genetically-Optimized Analogue Control”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 16, n. 1, pp. 51–61, fev. 2008. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2007.913184.

- [26] BASHORE, T. R., VAN DER MOLEN, M. W. “Discovery of the P300: A tribute”, *Biological Psychology*, v. 32, n. 2, pp. 155–171, out. 1991. ISSN: 0301-0511. doi: 10.1016/0301-0511(91)90007-4.
- [27] DUNCAN, C. C., BARRY, R. J., CONNOLLY, J. F., et al. “Event-related potentials in clinical research: Guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch negativity, P300, and N400”, *Clinical Neurophysiology*, v. 120, n. 11, pp. 1883–1908, nov. 2009. ISSN: 1388-2457. doi: 10.1016/j.clinph.2009.07.045.
- [28] ALLISON, B., LUTH, T., VALBUENA, D., et al. “BCI Demographics: How Many (and What Kinds of) People Can Use an SSVEP BCI?” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 18, n. 2, pp. 107–116, abr. 2010. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2009.2039495.
- [29] KELLY, S., LALOR, E., REILLY, R., et al. “Visual spatial attention tracking using high-density SSVEP data for independent brain-computer communication”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 13, n. 2, pp. 172–178, 2005. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2005.847369.
- [30] BEAR, M. F., CONNORS, B. W., PARADISO, M. A. *Neuroscience*. Lippincott Williams & Wilkins, 2007. ISBN: 978-0-7817-6003-4.
- [31] NIEDERMEYER, E., LOPES DA SILVA, F. H. *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2005. ISBN: 978-0-7817-5126-1.
- [32] TAKAHASHI, T. “Activation Methods”. In: *Electroencephalography*, 5 ed., Williams & Wilkin, New York, USA, 2005.
- [33] WANDELL, B. A., DUMOULIN, S. O., BREWER, A. A. “Visual Field Maps in Human Cortex”, *Neuron*, v. 56, n. 2, pp. 366–383, out. 2007. ISSN: 0896-6273. doi: 10.1016/j.neuron.2007.10.012.
- [34] PASTOR, M. A., ARTIEDA, J., ARBIZU, J., et al. “Human Cerebral Activation during Steady-State Visual-Evoked Responses”, *The Journal of Neuroscience*, v. 23, n. 37, pp. 11621–11627, dez. 2003. ISSN: 0270-6474, 1529-2401.
- [35] PERLSTEIN, W. M., COLE, M. A., LARSON, M., et al. “Steady-state visual evoked potentials reveal frontally-mediated working memory activity in

- humans”, *Neuroscience Letters*, v. 342, n. 3, pp. 191–195, maio 2003. ISSN: 0304-3940. doi: 10.1016/S0304-3940(03)00226-X.
- [36] GRAY, M., KEMP, A., SILBERSTEIN, R., et al. “Cortical neurophysiology of anticipatory anxiety: an investigation utilizing steady state probe topography (SSPT)”, *NeuroImage*, v. 20, n. 2, pp. 975–986, out. 2003. ISSN: 10538119. doi: 10.1016/S1053-8119(03)00401-4.
- [37] HERRMANN, C. S. “Human EEG responses to 1-100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena”, *Experimental Brain Research*, v. 137, n. 3-4, pp. 346–353, abr. 2001. ISSN: 0014-4819.
- [38] ZHANG, F., HAN, C., LI, L., et al. “Research on High-Frequency Combination Coding-Based SSVEP-BCIs and Its Signal Processing Algorithms, Research on High-Frequency Combination Coding-Based SSVEP-BCIs and Its Signal Processing Algorithms”, *Shock and Vibration, Shock and Vibration*, v. 2015, 2015, pp. e194230, set. 2015. ISSN: 1070-9622, 1070-9622. doi: 10.1155/2015/194230,10.1155/2015/194230.
- [39] ROBERT S. FISHER, GRAHAM HARDING, ERBA, G., et al. “Photic- and Pattern-induced Seizures: A Review for the Epilepsy Foundation of America Working Group”, *Epilepsia*, v. 46, n. 9, pp. 1426–1441, set. 2005. ISSN: 1528-1167. doi: 10.1111/j.1528-1167.2005.31405.x.
- [40] DREW, P., SAYRES, R., WATANABE, K., et al. “Pupillary response to chromatic flicker”, *Experimental Brain Research*, v. 136, n. 2, pp. 256–262, jan. 2001. ISSN: 0014-4819, 1432-1106. doi: 10.1007/s002210000605.
- [41] SIMPSON, D. M., TIERRA-CRIOLLO, C. J., LEITE, R. T., et al. “Objective Response Detection in an Electroencephalogram During Somatosensory Stimulation”, *Annals of Biomedical Engineering*, v. 28, n. 6, pp. 691–698, jun. 2000. ISSN: 0090-6964, 1573-9686. doi: 10.1114/1.1305530.
- [42] PICTON, T. W., DIMITRIJEVIC, A., SASHA JOHN, M., et al. “The use of phase in the detection of auditory steady-state responses”, *Clinical Neurophysiology*, v. 112, n. 9, pp. 1698–1711, set. 2001. ISSN: 1388-2457. doi: 10.1016/S1388-2457(01)00608-3.
- [43] MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L., FELIX, L. B. “Multi-channel evoked response detection using only phase information”, *Journal of Neuroscience Methods*, v. 129, n. 1, pp. 1–10, out. 2003. ISSN: 0165-0270.

- [44] MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L., FELIX, L. B. “Improving the detection of evoked responses to periodic stimulation by using multiple coherence—application to EEG during photic stimulation”, *Medical Engineering & Physics*, v. 24, n. 4, pp. 245–252, maio 2002. ISSN: 1350-4533. doi: 10.1016/S1350-4533(02)00017-6.
- [45] DOBIE, R. A., WILSON, M. J. “Objective detection of 40 Hz auditory evoked potentials: phase coherence vs. magnitude-squared coherence”, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, v. 92, n. 5, pp. 405–413, set. 1994. ISSN: 0168-5597. doi: 10.1016/0168-5597(94)90017-5.
- [46] MIRANDA DE SA, A., FELIX, L., INFANTOSI, A. “A matrix-based algorithm for estimating multiple coherence of a periodic signal and its application to the multichannel EEG during sensory stimulation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 51, n. 7, pp. 1140–1146, jul. 2004. ISSN: 0018-9294. doi: 10.1109/TBME.2004.827952.
- [47] YUAN, P., GAO, X., ALLISON, B., et al. “A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain–computer interfaces”, *Journal of Neural Engineering*, v. 10, n. 2, pp. 026014, abr. 2013. ISSN: 1741-2560, 1741-2552.
- [48] MING, C., SHANGKAI, G. “An EEG-based cursor control system”. In: *[Engineering in Medicine and Biology, 1999. 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society] BMES/EMBS Conference, 1999. Proceedings of the First Joint*, v. 1, pp. 669 vol.1–, 1999. doi: 10.1109/IEMBS.1999.802747.
- [49] MIDDENDORF, M., MCMILLAN, G., CALHOUN, G., et al. “Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response”, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, v. 8, n. 2, pp. 211–214, 2000.
- [50] WANG, Y., GAO, X., HONG, B., et al. “Brain-Computer Interfaces Based on Visual Evoked Potentials”, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, v. 27, n. 5, pp. 64–71, set. 2008. ISSN: 0739-5175. doi: 10.1109/MEMB.2008.923958.
- [51] GAO, X., XU, D., CHENG, M., et al. “A BCI-based environmental controller for the motion-disabled”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 11, n. 2, pp. 137–140, 2003. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2003.814449.

- [52] LALOR, E., KELLY, S., FINUCANE, C., et al. “Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment”, *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, v. 2005, n. 19, pp. 3156–3164, 2005. ISSN: 1110-8657. doi: 10.1155/ASP.2005.3156.
- [53] MAGGI, L., PARINI, S., PICCINI, L., et al. “A four command BCI system based on the SSVEP protocol”. pp. 1264–1267, 2006. ISBN: 1-4244-0032-5. doi: 10.1109/IEMBS.2006.260353.
- [54] TREJO, L., ROSIPAL, R., MATTHEWS, B. “Brain-computer interfaces for 1-D and 2-D cursor control: designs using volitional control of the EEG spectrum or steady-state visual evoked potentials”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 14, n. 2, pp. 225–229, jun. 2006. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2006.875578.
- [55] MÜLLER-PUTZ, G., SCHERER, R., BRAUNEIS, C., et al. “Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: Impact of harmonic frequency components”, *Journal of Neural Engineering*, v. 2, n. 4, pp. 123–130, 2005. ISSN: 1741-2560. doi: 10.1088/1741-2560/2/4/008.
- [56] NIELSEN, K., CABRERA, A., NASCIMENTO, O. F. D. “EEG based BCI-towards a better control. Brain-computer interface research at aalborg university”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 14, n. 2, pp. 202–204, jun. 2006. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2006.875529.
- [57] FRIMAN, O., VOLOSYAK, I., GRASER, A. “Multiple Channel Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials for Brain-Computer Interfaces”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 54, n. 4, pp. 742–750, abr. 2007. ISSN: 0018-9294. doi: 10.1109/TBME.2006.889160.
- [58] MARTINEZ, P., BAKARDJIAN, H., CICHOCKI, A. “Fully Online Multicommand Brain-Computer Interface with Visual Neurofeedback Using SSVEP Paradigm”, *Computational Intelligence and Neuroscience*, v. 2007, 2007. ISSN: 1687-5265. doi: 10.1155/2007/94561.
- [59] MÜLLER-PUTZ, G., PFURTSCHELLER, G. “Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 55, n. 1, pp. 361–364, 2008. ISSN: 0018-9294. doi: 10.1109/TBME.2007.897815.
- [60] PARINI, S., MAGGI, L., TURCONI, A. C., et al. “A Robust and Self-Paced BCI System Based on a Four Class SSVEP Paradigm: Algorithms and

- Protocols for a High-Transfer-Rate Direct Brain Communication”, *Computational Intelligence and Neuroscience*, v. 2009, pp. e864564, abr. 2009. ISSN: 1687-5265. doi: 10.1155/2009/864564.
- [61] BIN, G., GAO, X., WANG, Y., et al. “VEP-based brain-computer interfaces: time, frequency, and code modulations [Research Frontier]”, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, v. 4, n. 4, pp. 22–26, nov. 2009. ISSN: 1556-603X. doi: 10.1109/MCI.2009.934562.
- [62] BIN, G., GAO, X., YAN, Z., et al. “An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method”, *Journal of Neural Engineering*, v. 6, n. 4, pp. 046002, ago. 2009. ISSN: 1741-2552. doi: 10.1088/1741-2560/6/4/046002.
- [63] MULLER, S. M. T., BASTOS FILHO, T. F. “Interface Cérebro-Computador Baseada em Potenciais Evocados Visuais em Regime Permanente para Comando de uma Cadeira de Rodas Robótica”. 2012. Disponível em: <<http://repositorio.ufes.br/handle/10/4116>>.
- [64] TANNUS, A. M., MELGES, D. B., PEREIRA, G. A. S. “Controle de uma cadeira de rodas utilizando potencial evocado visual”. 2014. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.ufmg.br/dspace/handle/1843/BUBD-A2DMYF>>.
- [65] ZHANG, Y., GUO, D., XU, P., et al. “Robust frequency recognition for SSVEP-based BCI with temporally local multivariate synchronization index”, v. 10, n. 6, pp. 505–511. ISSN: 1871-4080, 1871-4099. doi: 10.1007/s11571-016-9398-9.
- [66] ISCAN, Z., NIKULIN, V. V. “Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations”, v. 13, n. 1, pp. e0191673. ISSN: 1932-6203. doi: 10.1371/journal.pone.0191673.
- [67] CHENG, M., GAO, X., GAO, S., et al. “Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 49, n. 10, pp. 1181–1186, out. 2002. ISSN: 0018-9294. doi: 10.1109/TBME.2002.803536.
- [68] WANG, R., GAO, X., GAO, S. “Frequency Selection for SSVEP-based Bino-ocular Rivalry”. In: *2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2005. Conference Proceedings*, pp. 600–603, mar. 2005. doi: 10.1109/CNE.2005.1419696.

- [69] RUIPING, W., YAJING, Z., XIAORONG, G., et al. “Lead selection for SSVEP-based binocular rivalry”. In: *2005 First International Conference on Neural Interface and Control, 2005. Proceedings*, pp. 75–78, maio 2005. doi: 10.1109/ICNIC.2005.1499846.
- [70] LIN, Z., ZHANG, C., WU, W., et al. “Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 53, n. 12, pp. 2610–2614, dez. 2006. ISSN: 0018-9294. doi: 10.1109/TBME.2006.886577.
- [71] GARCIA-MOLINA, G., ZHU, D. “Optimal spatial filtering for the steady state visual evoked potential: BCI application”. In: *Neural Engineering (NER), 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on*, pp. 156–160. IEEE, 2011.
- [72] VOLOSYAK, I., CECOTTI, H., VALBUENA, D., et al. “Evaluation of the Bremen SSVEP based BCI in real world conditions”. In: *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2009. ICORR 2009*, pp. 322–331, jun. 2009. doi: 10.1109/ICORR.2009.5209543.
- [73] CECOTTI, H. “A Self-Paced and Calibration-Less SSVEP-Based Brain #x2013;Computer Interface Speller”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 18, n. 2, pp. 127–133, abr. 2010. ISSN: 1534-4320. doi: 10.1109/TNSRE.2009.2039594.
- [74] SCHERER, R., MÜLLER-PUTZ, G. R., PFURTSCHELLER, G. “Self-initiation of EEG-based brain–computer communication using the heart rate response”, *Journal of Neural Engineering*, v. 4, n. 4, pp. L23, 2007. ISSN: 1741-2552. doi: 10.1088/1741-2560/4/4/L01.
- [75] DREYER, A. M., HERRMANN, C. S. “Frequency-modulated steady-state visual evoked potentials: A new stimulation method for brain–computer interfaces”, *Journal of Neuroscience Methods*, v. 241, pp. 1–9, fev. 2015. ISSN: 01650270. doi: 10.1016/j.jneumeth.2014.12.004.
- [76] D’AFFONSÊCA NETTO, A., INFANTOSI, A. F. C., MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L. “A Sweep Operator-Based Algorithm for Multiple Coherence Estimation in BCI Applications”. In: Lacković, I., Vasic, D. (Eds.), *6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*, n. 45, IFMBE Proceedings, Springer International Publishing, pp. 525–528, 2015. ISBN: 978-3-319-11127-8 978-3-319-11128-5.

- [77] GOODNIGHT, J. H. “A Tutorial on the SWEEP Operator”, *American Statistician - AMER STATIST*, v. 33, n. 3, pp. 149–158, 1979. doi: 10.1080/00031305.1979.10482685.
- [78] OTNES, R. K. A., ENOCHSON, L. D. *Digital Time Series Analysis*. John Wiley & Sons, 1972. ISBN: 978-0-471-65719-4.
- [79] CHEN, Z. Y., CHOU, Y. C. “Computing the noncentral beta distribution with S-system”, *Computational statistics & data analysis*, v. 33, n. 4, pp. 343–360, 2000.
- [80] CHATTAMVELLI, R. “A Note on the Noncentral Beta Distribution Function”, *The American Statistician*, v. 49, n. 2, pp. 231–234, 1995. doi: 10.1080/00031305.1995.10476151.
- [81] MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L., INFANTOSI, A. F. C. “A coherence-based technique for evaluating the degree of synchronism in the EEG during sensory stimulation”, *Rev. Bras. Eng. Biomédica.*, v. 18, pp. 39–49, 2002. Disponível em: <<http://www.rbejournal.org/article/5889fb765d01231a018b463d>>.
- [82] SÁ, A. M. F. L. M. D., THIENGO, H. C., ANTUNES, I. S., et al. “Assessing Time- and Phase-Locked Changes in the EEG during Sensory Stimulation by Means of Spectral Techniques”. In: Dössel, O., Schlegel, W. C. (Eds.), *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, September 7 - 12, 2009, Munich, Germany*, n. 25/4, IFMBE Proceedings, Springer Berlin Heidelberg, pp. 2136–2139, 2009. ISBN: 978-3-642-03881-5 978-3-642-03882-2. DOI: 10.1007/978-3-642-03882-2_567.
- [83] SÁ, D. A. M. F. L. M. D., INFANTOSI, A. F. C., SIMPSON, D. M. “Coherence between one random and one periodic signal for measuring the strength of responses in the electro-encephalogram during sensory stimulation”, *Medical and Biological Engineering and Computing*, v. 40, n. 1, pp. 99–104, jan. 2002. ISSN: 0140-0118, 1741-0444. doi: 10.1007/BF02347702.
- [84] DA SILVA PINTO, M. A., TIERRA CRIOLLO, C. J., BAROM, J. “Estudo do potencial evocado visual em regime permanente baseado em LED para interface cérebro máquina”. 2011.
- [85] FELIX, L. B., SÁ, A. M. F. L. M. D., INFANTOSI, A. F. C., et al. “Multivariate Objective Response Detectors (MORD): Statistical Tools for Multichannel EEG Analysis During Rhythmic Stimulation”, *Annals of Biomedical*

Engineering, v. 35, n. 3, pp. 443–452, mar. 2007. ISSN: 0090-6964, 1573-9686. doi: 10.1007/s10439-006-9231-4.

- [86] DA SILVA PINTO, M. A., DE SOUZA, J. K. S., BARON, J., et al. “A low-cost, portable, micro-controlled device for multi-channel LED visual stimulation”, *Journal of Neuroscience Methods*, v. 197, n. 1, pp. 82–91, abr. 2011. ISSN: 0165-0270. doi: 10.1016/j.jneumeth.2011.02.004.

Apêndice A

Algumas Demonstrações

A.1 Dedução do Valor Crítico para TFL

Para o cálculo do valor crítico do teste F local (TFL), partindo-se da definição do detector,

$$\hat{\phi}(f_0) = \frac{|Y(f_0)|^2}{f_0+L/2} \cdot \frac{1}{L} \sum_{\substack{j=f_0-L/2 \\ j \neq f_0}} |Y(f_j)|^2 \quad , \quad (\text{A.1})$$

e desmembrando-se os termos da equação, temos:

$$\hat{\phi}(f_0) = \frac{\frac{|Y_0|^2}{2}}{\frac{|Y_1|^2+|Y_2|^2+\dots+|Y_L|^2}{2L}} = L \frac{|Y_0|^2}{|Y_1|^2 + |Y_2|^2 + \dots + |Y_L|^2} \sim F_{2,2L} \quad , \quad (\text{A.2})$$

onde $Y(f_0)$ e $Y(f_j)$ são as Transformadas discretas de Fourier do sinal EEG na frequência da resposta ($Y(f_0)$) e na j -ésima componente espectral adjacente a f_0 , respectivamente, sendo L o número de componentes espectrais vizinhas utilizadas na estimativa da potência do ruído. Considerando-se um sinal gaussiano, as estimativas de potência do sinal e do ruído são variáveis aleatórias com distribuição chi-quadrada (χ^2). A razão entre duas variáveis aleatórias independentes com distribuições chi-quadradas, divididas cada uma delas por seu número de graus de liberdade ν_1 e ν_2 , segue a destruição F de Fisher, com ν_1 e ν_2 graus de liberdade.

Considerando distribuição F abaixo e reescrevendo equação apenas com o parâmetro do detector, L , tem-se:

$$f(x; \nu_1, \nu_2) = \frac{1}{B(\frac{\nu_1}{2}, \frac{\nu_2}{2})} \left(\frac{\nu_1}{\nu_2}\right)^{\frac{\nu_1}{2}} x^{\frac{\nu_1}{2}-1} \left(1 + \frac{\nu_1}{\nu_2}x\right)^{-\frac{\nu_1+\nu_2}{2}} \quad , \quad (\text{A.3})$$

onde B é função beta (β).

$$f(\phi; 2, 2L) = \frac{1}{B(1, L)} \left(\frac{1}{L}\right) \phi^{\frac{\nu_1}{2}-1} \left(1 + \frac{1}{L}\phi\right)^{-(1+L)} \quad (\text{A.4})$$

$$f(\phi; 2, 2L) = \frac{1}{B(1, L)} \left(\frac{1}{L}\right) \phi^{\frac{2}{2}-1} \left(1 + \frac{1}{L}\phi\right)^{-\frac{(2+2L)}{2}} \quad (\text{A.5})$$

Como ν_1 e ν_2 , para aplicação no detector, são números inteiros positivos, tem-se que $B(a, b) = \frac{(a-1)!(b-1)!}{(a+b-1)!}$. Logo, a distribuição pode ser simplificada para:

$$f(\phi) = \frac{1}{\frac{(L-1)!}{L!}} \left(\frac{1}{L}\right) \phi^0 \left(1 + \frac{1}{L}\phi\right)^{-(1+L)} \quad (\text{A.6})$$

Após simplificações tem-se a seguinte expressão para a distribuição do detector:

$$f(\phi) = \left(1 + \frac{1}{L}\phi\right)^{-(1+L)} \quad (\text{A.7})$$

Para um dado nível de significância α representado pela Figura A.1, pode-se calcular o valor crítico de detecção pela Equação A.8.

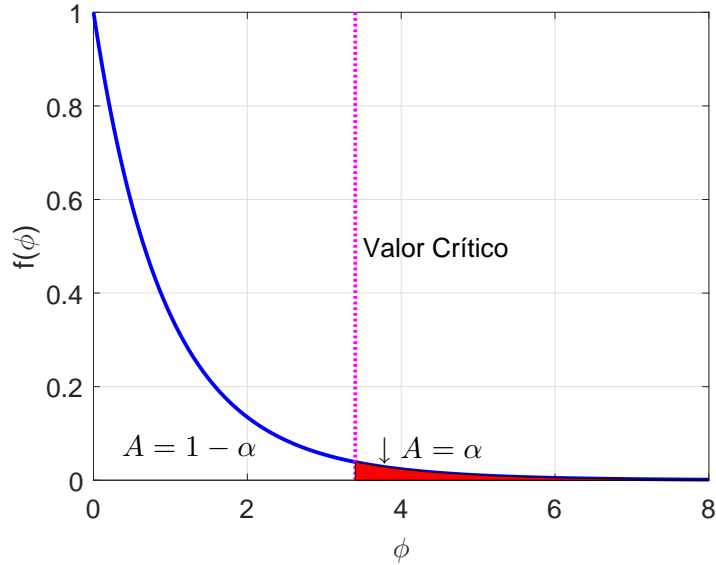


Figura A.1: Valor crítico e distribuição de H_0 para o TFL.

$$1 - \alpha = \int_0^{\phi_{crit}} \left(1 + \frac{\phi}{L}\right)^{-(1+L)} d\phi = 1 - \left(1 + \frac{\phi_{crit}}{L}\right)^{-L} \quad (\text{A.8})$$

Após algumas manipulações, tem-se:

$$\phi_{crit} = L \left(\alpha^{-\frac{1}{L}} - 1\right) \quad (\text{A.9})$$

A.2 Dedução do Valor Crítico para TFLN

Como descrito na Seção 3.2.2, o TFLN segue a distribuição Beta (β) a seguir:

$$\widehat{\varphi}(f_0) \sim \beta(1, L) \quad , \quad (\text{A.10})$$

sendo a distribuição dada por:

$$f(x; a, b) = \frac{1}{B(a, b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} \quad (\text{A.11})$$

Substituindo os parâmetros do detector, $a = 1$ e $b = L$, a expressão pode ser simplificada para:

$$f(\varphi) = \frac{1}{B(1, L)} \varphi^0 (1-\varphi)^{L-1} \quad (\text{A.12})$$

Lembrando que para os parâmetros a e b inteiros positivos, $B(a, b) = \frac{(a-1)!(b-1)!}{(a+b-1)!}$, tem-se:

$$f(\varphi) = \frac{L!}{(L-1)!} (1-\varphi)^{L-1} = L \cdot (1-\varphi)^{L-1} \quad (\text{A.13})$$

Para um dado nível de significância α representado pela Figura A.2, pode se calcular o valor crítico de detecção pela Equação A.14:

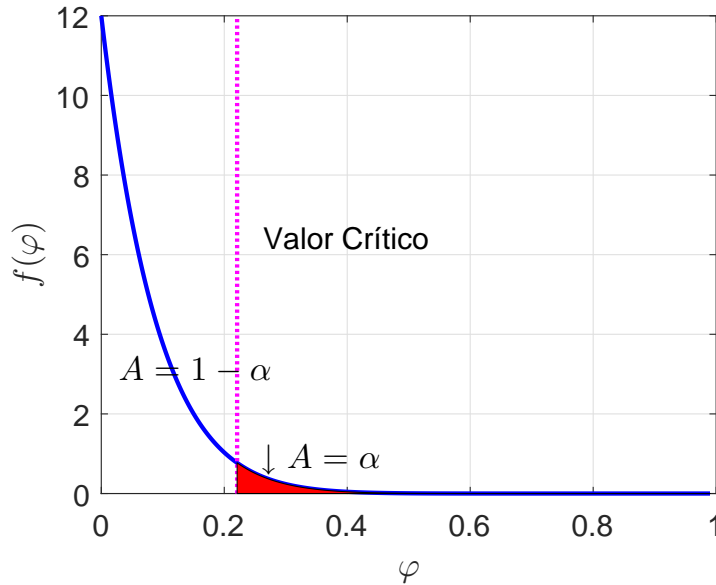


Figura A.2: Valor crítico e distribuição para H_0 para o TFLN.

$$1 - \alpha = \int_0^{\varphi_{crit}} L \cdot (1-\varphi)^{L-1} d\varphi = 1 - (1 - \varphi_{crit})^L \quad (\text{A.14})$$

Fazendo-se algumas manipulações, tem-se o valor crítico φ_{crit} :

$$\varphi_{crit} = 1 - \alpha^{\frac{1}{L}} \quad (\text{A.15})$$

A.3 Correspondência entre MSC e TFLN

Para fazer comparações, pode-se estabelecer uma correspondência entre os valores verdadeiros para TFLN ($\varphi(f)$) e MSC ($\kappa(f)$), considerando os parâmetros de cada detector. Para a MSC, os sinais no domínio do tempo podem ser simulados com valor de coerência conhecido, tal como mostrada a seguir:

$$x[k] = \sqrt{\frac{4}{N_{MSC}} \frac{\kappa}{1 - \kappa}} \cos\left(2\pi \frac{f_0}{f_s} k\right) + n[k] \quad (\text{A.16})$$

No caso do detector TFLN, os valores podem ser simulados da seguinte forma:

$$x[k] = \sqrt{\frac{4L}{N} \frac{\varphi}{1 - \varphi}} \cos\left(2\pi \frac{f_0}{f_s} k\right) + n[k] \quad (\text{A.17})$$

Os procedimentos de simulação são similares ao proposto por [81], onde se pode relacionar os valores esperados de MSC e TFLN a partir dos parâmetros de cada detector em função do número de vizinhos L , número de pontos da DFT no TFLN (N) e na MSC (N_{MSC}), usados para gerar os resultado da Figura 3.13:

$$\kappa(f_0) = \frac{\frac{\varphi(f_0)}{1 - \varphi(f_0)} \frac{L}{N} N_{MSC}}{1 + \frac{\varphi(f_0)}{1 - \varphi(f_0)} \frac{L}{N} N_{MSC}} \quad (\text{A.18})$$

A.4 Distribuição Beta Não Central para TFLN

Como exposto na seção 3.2.3, o detector proposto segue distribuição beta não central como segue [80]:

$$f(\varphi, a, b, \lambda) = \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{1}{j!} \left(\frac{\lambda}{2}\right)^j e^{-\frac{\lambda}{2}} \frac{\varphi^{a+j-1} (1 - \varphi)^{b-1}}{B(a + j, b)}, \quad (\text{A.19})$$

onde a, b e λ são os parâmetros e $B(A, B)$ é função beta. A equação pode ser reescrita em função de gamma (Γ)

$$f(\varphi, a, b, \lambda) = \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{1}{j!} \left(\frac{\lambda}{2}\right)^j e^{-\frac{\lambda}{2}} \frac{\varphi^{a+j-1} (1 - \varphi)^{b-1}}{\frac{\Gamma(a+j)\Gamma(b)}{\Gamma(j+a+b)}} \quad (\text{A.20})$$

Substituindo os valore de $a = 1$, $b = L$ conforme a demonstração na Seção 3.2.3, e sabendo-se que $\Gamma(n) = (n - 1)!$ para n inteiro, tem-se:

$$f(\varphi, 1, L, \lambda) = \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{1}{j!} \left(\frac{\lambda}{2}\right)^j e^{-\frac{\lambda}{2}} \frac{\varphi^{1+j-1}(1-\varphi)^{L-1}}{\frac{j!(L-1)!}{(L+j)!}} \quad (\text{A.21})$$

Simplificando a equação, tem-se:

$$f(\varphi, L, \lambda) = \frac{(1-\varphi)^{L-1}}{(L-1)!} \cdot e^{-\frac{\lambda}{2}} \cdot \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{1}{j!} \left(\frac{\lambda}{2}\right)^j \frac{(L+j)!}{j!} \cdot \varphi^j \quad (\text{A.22})$$

A.5 Comportamento da Probabilidade de Detecção - PD

A probabilidade de detecção (PD) corresponde à área PDF do detector para hipótese alternativa (H_1) para valores de $\varphi > \varphi_{crit}$ (Figura A.3). A PD indica probabilidade do detector em estimar uma resposta verdadeira quando os valores esperados estão acima do valor crítico (φ_{crit}). Pelo comportamento apresentado, PD torna-se constante para valores $\varphi > 0,5(SNR > 0dB)$ quando $L = 12$ vizinhos.

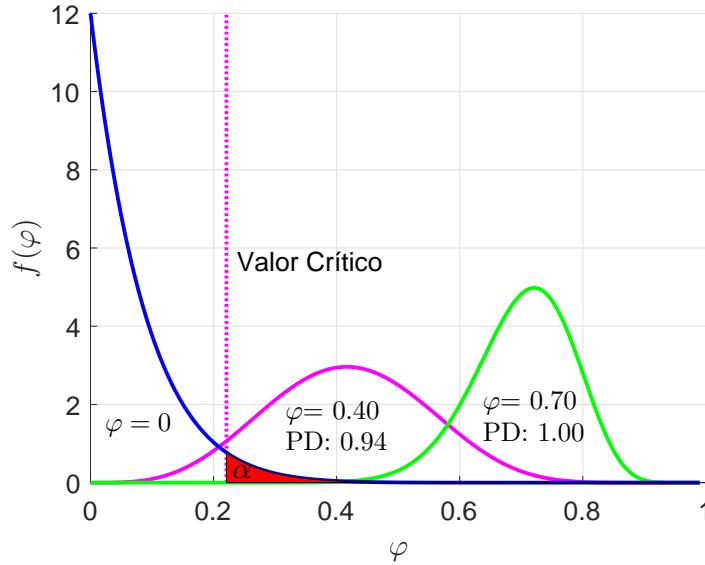


Figura A.3: Demonstração da probabilidade de detecção (PD) para o TFLN em diferentes valores de $\varphi = 0,4$ ($SNR = -1,76dB$) e $\varphi = 0,7$ ($SNR = 3,67dB$). PD para $L = 12$ e $\alpha = 0.05$.

A.6 Definição do Parâmetro Não Central na Distribuição Beta

Em caso de duas variáveis Z_1 e Z_2 seguirem uma distribuição chi-quadrada χ^2 com ν_1 e ν_2 graus de liberdade e Z_1 uma chi-quadrada não central com parâmetro λ , tal

que:

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^k \mu_i^2 \quad (\text{A.23})$$

Onde μ_i é média das variáveis aleatórias independentes $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$ de distribuição normal ($N(\mu, \sigma^2)$) que dão origem a Z_1 .

Neste caso:

$$B = \frac{Z_1}{Z_1 + Z_2} \sim \beta' \left(\frac{\nu_1}{2}, \frac{\nu_2}{2}, \lambda \right) \quad (\text{A.24})$$

Onde:

$$Z_1 = \frac{|Y(f_0)|^2}{N \cdot \sigma_n^2} \sim \chi_2^2(\lambda) \quad (\text{A.25})$$

e

$$Z_2 = \frac{\sum_{\substack{j=0-L/2 \\ j \neq 0}}^{0+L/2} |Y(f_j)|^2}{N \cdot \sigma_n^2} \sim \chi_{2 \cdot L}^2 \quad (\text{A.26})$$

sendo Z_1 e Z_2 as parcelas do detector TFLN.

A.6.1 Definição de SNR para o Detector

Para o detector normalizado proposto, a razão sinal ruído é definida como a potência do sinal na frequência de estimulação e potencia do ruído na vizinhança. Dessa forma:

$$SNR = \frac{P_s}{P_N} \quad (\text{A.27})$$

Onde P_s é potência do sinal e P_N é potência do ruído aditivo no sistema. Para o detector proposto, observando-se sua representação na Figura A.4, a SNR, definida abaixo, é mesma que a definição do teste F local (TFL):

$$SNR(f_0) = \frac{|Y(f_0)|^2}{\frac{1}{L} \sum_{\substack{j=0-L/2 \\ j \neq 0}}^{0+L/2} |Y(f_j)|^2} = \frac{(Re^2 \{Y(f_0)\} + Im^2 \{Y(f_0)\})}{\frac{1}{L} \sum_{\substack{j=0-L/2 \\ j \neq 0}}^{0+L/2} (Re^2 \{Y(f_j)\} + Im^2 \{Y(f_j)\})} \quad (\text{A.28})$$

Onde a potência do ruído no denominador da equação acima é dada por:

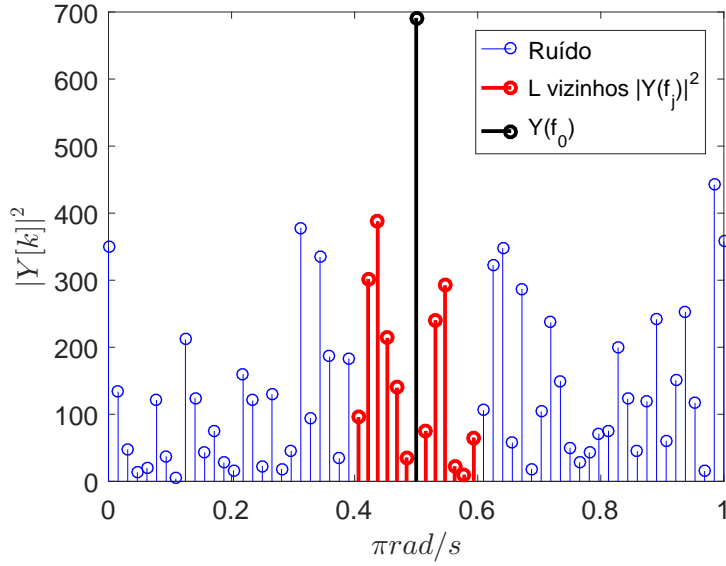


Figura A.4: Sinal de espectro para calculo do detector. Em destaque os L vizinhos $|Y(f_j)|^2$ e frequência da resposta esperada ($|y(f_0)|^2$).

$$P_N = \left(\frac{N}{2} \sigma_n^2 + \frac{N}{2} \sigma_n^2 \right) = N \cdot \sigma_n^2 \quad (\text{A.29})$$

Note que, as parcelas correspondem a potência das partes real (**Re**) e Imaginária (**Im**) do ruído aditivo ($n[k]$) no domínio da frequência para o modelo do detector.

Apêndice B

Documentos

B.1 Informações do Comitê de Ética

HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
CLEMENTINO FRAGA FILHO
/HUCFF/ UFRJ



COMPROVANTE DE ENVIO DO PROJETO

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: DETECÇÃO OBJETIVA DE RESPOSTA VISUAL

Pesquisador: Carlos Julio Tierra-Criollo

Versão: 1

CAAE: 56246116.2.0000.5257

Instituição Proponente: UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

DADOS DO COMPROVANTE

Número do Comprovante: 045385/2016

Patrocinador Principal: UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Informamos que o projeto DETECÇÃO OBJETIVA DE RESPOSTA VISUAL que tem como pesquisador responsável Carlos Julio Tierra-Criollo, foi recebido para análise ética no CEP Hospital Universitário Clementino Fraga Filho /HUCFF/ UFRJ em 19/05/2016 às 11:00.

Endereço: Rua Prof. Rodolpho Paulo Rocco Nº255 Sala 01D-46
Bairro: Cidade Universitária **CEP:** 21.941-913
UF: RJ **Município:** RIO DE JANEIRO
Telefone: (21)3938-2480 **Fax:** (21)3938-2481 **E-mail:** cep@hucff.ufrj.br

B.2 Termo De Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)



TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)

DETECÇÃO OBJETIVA DE RESPOSTA EVOCADA POR ESTIMULAÇÃO VISUAL

Caro Sr(a);

Essas informações estão sendo fornecidas para sua participação voluntária neste estudo intitulado "**Detecção Objetiva de Resposta Evocada por Estimulação Visual**".

As respostas evocadas visuais são sinais da atividade elétrica cerebral em resposta a estímulos visuais, as quais são registradas no couro cabeludo por meio de um teste não invasivo de eletroencefalograma (EEG). Estas respostas cerebrais têm sido utilizadas como método recente para avaliar o sistema bem como para desenvolver novas tecnologias de assistência por controle visual que permitem o apoio a pessoas com deficiências motoras. O objetivo desta pesquisa é estudar as respostas evocadas visuais quando aplicados diferentes estímulos visuais e registrados vários sinais EEG. As informações colhidas ajudarão a melhorar o entendimento da origem e comportamento destas respostas evocadas bem como das técnicas de detecção utilizadas para identifica-las, com vistas a sua aplicação em futuros tratamentos de diagnóstico/terapia clínica que poderão beneficiar outras pessoas. Os dados coletados neste projeto de pesquisa são basicamente: (a) questionário de anamnese para conhecer em relação a sua saúde visual e antecedentes sobre problemas visuais; (b) sinais biológicos referentes à atividade elétrica do cérebro (eletroencefalograma, EEG). A aquisição do eletroencefalograma será realizada colocando eletrodos de superfície (fios com uma extremidade de prata) utilizando uma touca, e fixados com gel na sua cabeça. Também serão colocadas a sua frente fontes de estimulação visual (LEDs, Tela LCD ou projetores de vídeo) com intensidade controlada em níveis de segurança. Durante o exame, você permanecerá em pé, sentado ou deitado, e não haverá dor ou desconforto na realização do mesmo. Incluindo a preparação experimental e colocação dos eletrodos, o tempo total será de aproximadamente 90 minutos, e o dia dos experimentos poderá ser marcado quando for melhor para você. O procedimento poderá ser interrompido em qualquer momento para que você não se canse. Esta etapa será realizada numa sala com ambiente controlado no Programa de Engenharia Biomédica da Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Em relação aos riscos da pesquisa:

Na avaliação do pesquisador principal, os exames aplicados são considerados como de risco mínimo, seja psíquico, moral, intelectual, social ou físico; quanto muito poderá haver um "cansaço" quando for requerido ao participante permanecer em pé e por ser requerido que o participante não realize movimentos amplos. Uma vez que a aplicação de estimulação visual é controlada e aplicada em níveis de segurança. A energia para os equipamentos elétricos será fornecida por baterias ou fontes médicas que atendem as normas de segurança internacional e não será aplicado nenhum tipo de irradiação ou substância nociva para a saúde.

Em relação aos benefícios decorrentes da sua participação:

Você não obterá benefícios imediatos por participar desta pesquisa. Informamos que não receberá dinheiro em troca de sua participação.

Você terá direito a compensação por despesas decorrentes da sua participação na pesquisa. O traslado dentro da UFRJ é gratuito e permite fácil mobilidade para os locais dos experimentos. Você também estará contribuindo para o desenvolvimento da ciência, melhorando o entendimento e análise das respostas evocadas visuais para sua aplicação na área médica.

Garantia de Acesso:

Em qualquer etapa do estudo, você terá acesso aos profissionais responsáveis, o Prof. Dr. Carlos Julio Tierra-Criollo, Prof. Dr. Mauricio Cagy, e o discente Aluizio d'Affonsêca Netto MSc. que podem ser encontrados no Programa de Engenharia Biomédica da COPPE/UFRJ, Sala H-327, Av. Horácio Macedo 2030, Centro de Tecnologia, Cidade Universitária, no telefone 3938-8629.

No caso da aceitação, você tem garantida a liberdade da retirada de consentimento a qualquer momento e deixar de participar do estudo, sem qualquer prejuízo.

Todas as informações obtidas no estudo serão analisadas em conjunto com outros participantes, não sendo divulgados dados pessoais de nenhum participante em nenhuma publicação ou relatório de pesquisa. Os resultados dos experimentos somente serão de competência dos pesquisadores envolvidos no projeto, não será permitido acesso a terceiros, garantindo proteção contra qualquer tipo de discriminação ou estigmatização. Os pesquisadores responsáveis se comprometem a usar os dados e material coletado apenas para os fins propostos no protocolo de esta pesquisa.

Em caso de eventuais danos, você está livre para procurar obter indenização por meios legais. É legítimo o direito de ser indenizado, conforme a legislação 466/12, uma vez provada a vinculação de tal dano alegado à participação nesta pesquisa.

Se você tiver alguma consideração ou dúvida sobre a ética da pesquisa, entre em contato com o Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) do Hospital Universitário Clementino Fraga Filho/HUCFF/UFRJ - R. Prof. Rodolpho Paulo Rocco, n.º 255 - Cidade Universitária/Ilha do Fundão - Sala 01D-46/1º andar - pelo telefone 3938-2480, de segunda a sexta-feira, das 8 às 16 horas, ou por meio do e-mail: cep@hucff.ufrj.br. O Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) é o grupo responsável pela proteção dos participantes da pesquisa.

CONSENTIMENTO

Acredito ter sido suficientemente informado(a) a respeito das informações sobre o estudo acima citado que li ou que foram lidas para mim.

Eu discuti com o pesquisador _____ sobre a minha decisão em participar nesse estudo. Ficaram claros para mim quais são os propósitos do estudo, os procedimentos a serem realizados, seus desconfortos e riscos, as garantias de confidencialidade e de esclarecimentos permanentes. Ficou claro também que minha participação é isenta de despesas e que tenho garantia de acesso a tratamento hospitalar quando necessário. Concordo voluntariamente em participar deste estudo e poderei retirar o meu consentimento a qualquer momento, sem penalidades ou prejuízo e sem a perda de atendimento nesta Instituição ou de qualquer benefício que eu possa ter adquirido.

Eu receberei uma cópia desse Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) e outra ficará com o pesquisador responsável por essa pesquisa. Além disso, estou ciente de que eu (ou meu representante legal) e o pesquisador responsável deveremos rubricar todas as folhas desse TCLE e assinar na última folha.

Nome do sujeito da pesquisa

Assinatura do sujeito da pesquisa

Data ____/____/____

Nome do pesquisador responsável

Data ____/____/____

Assinatura do pesquisador responsável