



Universidade Federal de Minas Gerais  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia  
Elétrica



CONTROLE DE UMA CADEIRA DE RODAS  
UTILIZANDO POTENCIAL EVOCADO VISUAL

Alexandre Moraes Tannus  
Belo Horizonte, Brasil



Universidade Federal de Minas Gerais  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia  
Elétrica



CONTROLE DE UMA CADEIRA DE RODAS

UTILIZANDO POTENCIAL EVOCADO VISUAL

Texto de dissertação submetido à banca examinadora designada pelo Colegiado de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Danilo Barbosa Melges  
Co-Orientador: Prof. Dr. Guilherme Augusto Silva Pereira

**CONTROLE DE UMA CADEIRA DE RODAS  
UTILIZANDO POTENCIAL EVOCADO VISUAL**

Alexandre Moraes Tannus

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada por:

---

Prof. Dr. Danilo Barbosa Melges (Orientador) – UFMG

---

Prof. Dr. Guilherme Augusto Silva Pereira (Co-Orientador) – UFMG

---

Prof. Dr. Wallace do Couto Boaventura– UFMG

---

Prof. Dr. Marcos Antonio da Silva Pinto– CEFET/MG

## Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, pois sem Ele nada é possível.

Aos meus pais e minha família, pelo apoio que me deram para sair de casa, mudar de cidade e alcançar meus objetivos.

À minha namorada, Gabrielle de Oliveira Perdigão, pelo apoio, companheirismo e incentivo nas horas mais difíceis.

A todos os amigos do NEPEB e do CORO pela ajuda em várias fases do projeto.

Aos professores Danilo Melges e Guilherme Pereira pela paciência na orientação e pela confiança em minhas capacidades.

À CAPES, CNPq, FAPEMIG e Prpq/UFMG pelo apoio financeiro à pesquisa.

Epígrafe

“Não sabendo que era impossível, ele foi lá e fez” – Jean Cocteau

## RESUMO

Este trabalho visa o desenvolvimento de uma interface cérebro-máquina (ICM) baseada em potencial evocado visual em regime permanente (PEV-RP). Com este propósito, o trabalho foi dividido em duas etapas: i) investigação do desempenho de duas técnicas de Detecção Objetiva de Resposta (ORD – *Objective Response Detection*), a Magnitude Quadrática da Coerência (MSC – *Magnitude-Squared Coherence*) e sua versão multivariada, Coerência Múltipla (MC – *Multiple Coherence*), na detecção do PEV-RP em duas condições diferentes de luminosidade: escotópica (baixa luminosidade) e fotópica (iluminação compatível com luz do dia); ii) implementação de uma ICM para controle da cadeira de rodas motorizada utilizando PEV-RP. Para avaliação da influência da luminosidade, sinais de EEG foram coletados de dez voluntários, que foram estimulados com frequências de 6, 7, 8, 9, 10 e 11 Hz (ordem de apresentação aleatorizada). Foi aplicada a MSC para as derivações parietais ([P7],[P8]) e occipitais ([O1,O2]) e a MC para as combinações [O1-O2], [O1-O2-P7], [O1-O2-P8] e [O1-O2-P7-P8]. A ICM desenvolvida possui 3 comandos, esquerda, direita e frente associados, respectivamente, às frequências de 7,75; 8 e 10 Hz. Para extração de características foram empregadas três técnicas ORD, a MC, a MSC e o Teste F Espectral (TFE), sendo que a primeira foi escolhida para a realização dos experimentos *online*, nos quais 34 voluntários sentaram-se em uma cadeira de rodas motorizada e receberam instruções aleatórias sobre a direção em que deveriam focar a atenção. As coletas de EEG foram realizadas utilizando-se um sistema *wireless* de 14 canais. Para comparação do desempenho da ICM usando as diferentes técnicas foram empregados sete parâmetros: número de detecções, tempo médio entre detecções, taxa de acertos, taxa de transferência de informação (ITR – *Information Transfer Rate*) e falsos positivos para cada direção. As taxas de detecção utilizando a MSC apresentaram decréscimo significativo na condição fotópica quando comparadas com as da escotópica para todas as frequências e derivações. O emprego da MC para [O1-O2-P7-P8] permitiu que essa limitação fosse superada, levando a taxas de detecção superiores a 80% para todas as frequências (exceto 9 Hz). A melhor performance observada ocorreu para a MC, que obteve, em média, o maior número de detecções (241), a maior taxa de acertos (85%) e a maior ITR (24 bits/min). Por outro lado, o TFE apresentou os piores resultados para estes três parâmetros.

## ABSTRACT

This work aims at developing a steady state visual evoked potential (SSVEP) brain-computer interface (BCI). For this purpose, the work was divided in two steps: i) performance investigation of two Objective Response Detection (ORD) techniques, the Magnitude Squared Coherence (MSC) and its multivariate version, the Multiple Coherence (MC), for SSVEP detection in two different lighting conditions: scotopic (low luminance) and photopic (daylight compatible luminance); ii) implementation of a SSVEP-BCI for wheelchair control. For luminance influence evaluation, EEG signals were collected from ten volunteers. Stimulated with frequencies of 6, 7, 8, 9, 10 and 11 Hz (random presentation order). MSC was applied to parietal ([P7],[P8]) and occipital ([O1,O2]) derivations and MC to the combinations [O1-O2], [O1-O2-P7], [O1-O2-P7] and [O1-O2-P7-P8]. The developed BCI has 3 commands, left, right and forward, associated, respectively, to the frequencies 7.75; 8 and 10 Hz. For feature extraction, three ORD techniques were used, MC, MSC and Spectral F Test (SFT), being the first one employed for online experiments, in which 34 volunteers sat on a wheelchair and received random instructions to focus their attention on a given direction. The EEG recording was performed using a 14-channel wireless system. In order to evaluate the BCI performance using the different techniques, seven parameters were employed: number of detections, mean time between detections, hit rate, information transfer rate (ITR) and false positives for each direction. The detection rates using MSC showed a significant decrease at photopic condition compared to the scotopic one for all frequencies and derivations. The MC application to [O1-O2-P7-P8] allowed overcoming this limitation, leading to detection rates higher than 80% for all frequencies (except 9 Hz). The best performance was achieved with MC that reached, in average, the highest number of detections (241), hit rate (85%) and ITR (24 bits/min). On the other hand, SFT presented the worst results for these three parameters.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Espectro eletromagnético da luz	18
Figura 2.2 – Estrutura do olho	20
Figura 2.3 – Conexões entre fotorreceptores e nervo óptico	20
Figura 2.4 – Projeção retinofugal	22
Figura 2.5 – Localização do córtex visual	22
Figura 2.6 – Feixes de processamento dorsal e ventral	23
Figura 2.7 – Sistema Internacional 10-10	24
Figura 2.8 – Potencial evocado visual em regime permanente utilizando-se estímulo por padrão xadrez reverso.	26
Figura 3.1 – Componentes de uma ICM	28
Figura 3.2 – Tipos de sinal e locais de registro	29
Figura 3.3 – Relação entre o aumento da taxa de bit (B) e a variação do número de comandos N e da taxa de acertos.	33
Figura 3.4 – Efeito do aumento de NCM sobre o valor de ITR	34
Figura 4.1 – Capacete Emotiv Eporc	41
Figura 4.2 – Protocolo experimental	42
Figura 4.3 – Diagrama de conexão entre os equipamentos	44
Figura 4.4 – Cadeira de rodas utilizada.	46
Figura 4.5 – Máquina de estados	48
Figura 5.1 – Exemplo de a) forma de onda de PEV-RP com estimulação a 7.75 e b) FFT do sinal.	50
Figura 5.2 – Taxas de detecção para a MSC nas derivações occipitais e parietais para M = 11 na condição escotópica	52
Figura 5.3 – Taxas de detecção para a MSC nas derivações occipitais e parietais para M = 11 na condição fotópica	53
Figura 5.4 – Comparação entre as taxas de detecção (MSC) para condição escotópica e fotópica para o primeiro conjunto de M = 11 épocas para todas as derivações. * indica diferença estatisticamente significativa entre taxas de detecção.	54
Figura 5.5 – Comparação entre as taxas de detecção (MC) para condição escotópica e fotópica para o primeiro conjunto de M = 11 épocas para todas as derivações.	55
Figura 5.6 – Histograma de número de detecções (DET)	57
Figura 5.7 – Histograma de tempo médio entre detecções (TMD) para TFE.	57
Figura 5.8 – Histograma de taxa de acertos para TFE	58
Figura 5.9 – Histograma de ITR para TFE	58
Figura 5.10 – Percentual de Detecção por voluntário para cada direção utilizando TFE	60

Figura 5.11 – Histograma de número de detecções (DET) para MSC	62
Figura 5.12 – Histograma de tempo médio entre detecções (TMD) para MSC	62
Figura 5.13 – Histograma de taxa de acertos para MSC	63
Figura 5.14 – Histograma ITR para MSC	63
Figura 5.15 – Percentual de Detecções por voluntário para cada direção utilizando MSC	65
Figura 5.16 – Histograma de número de detecções (DET) para MC	67
Figura 5.17 – Histograma de tempo médio entre detecções (TMD) para MC	67
Figura 5.18 – Histograma de taxa de acertos para MC	68
Figura 5.19 – Histograma ITR para MC	68
Figura 5.20 – Percentual de Detecções por voluntário para cada direção utilizando MC	70
Figura 5.21 – Boxplot para o parâmetro DET	71
Figura 5.22 – Boxplot para o parâmetro TMD	72
Figura 5.23 – Boxplot para o parâmetro TA	73
Figura 5.24 – Boxplot para o parâmetro ITR	74
Figura 5.25 – Comparação de técnicas para número de detecções em cada direção	74
Figura A.0.1 – Fluxograma do sistema de controle implementado	90
Figura A.0.2 - Esquemático do circuito eletrônico de bypass	91

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Diferenças entre cones e bastonetes. (Kandel <i>et al.</i> (2000)) .....	19
Tabela 4.1 - Especificações técnicas do Emotiv Epoc .....	41
Tabela 4.2 - Máquina de estados .....	48
Tabela 5.1 –Número de detecções (DET), tempo médio entre detecções (TMD), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), taxa de falsos positivos na direção FRENTE (FPF), na direção DIREITA (FPD) e na direção ESQUERDA (FPE) para o TFE.....	59
Tabela 5.2 - Número de detecções (DET), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), tempo médio entre detecções (TMD), taxa de falsos positivos na direção FRENTE (FPF), na direção DIREITA (FPD) e na direção ESQUERDA (FPE) para Coerência Múltipla.....	69
Tabela 6.1 - Trabalhos sobre ICM.....	78

## LISTA DE SIGLAS

AAC – Análise de Correlação Canônica

CRT – *Cathode Ray Tube*

DFT – *Discrete Fourier Transform*

DSP - *Digital Signal Processor*

ECoG – Eletrocorticograma

EEG – Eletroencefalograma

ERP – *Event Related Potential*

FFT – *Fast Fourier Transform*

HHT – Transformada Hilbert-Huang

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICM – Interface Cérebro Máquina

ITR – *Information Transfer Rate*

LCD – *Liquid Crystal Display*

LED – Diodo Emissor de Luz

MC – Coerência Múltipla

MEC – *Minimum Energy Combination*

MSC – Magnitude Quadrática da Coerência

nm – Nanômetro

NGL – Núcleo Geniculado Lateral

ORD - *Objective Response Detection*

PE – Potencial Evocado

PEV – Potencial Evocado Visual

PEV-RP – Potencial Evocado Visual em Regime Permanente

PSD – *Power Spectrum Density*

RSR – Relação Sinal Ruído

STFT – *Short Time Fourier Transform*

TFE - Teste F Espectral

SVM – *Support Vector Machine*

## Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>14</b>
1.1	<i>Objetivo geral</i>	16
1.2	<i>Objetivos específicos</i>	16
1.3	<i>Estrutura do trabalho</i>	17
<b>2</b>	<b>Fisiologia do Sistema Visual e Princípios de Eletroencefalografia</b>	<b>18</b>
2.1	<i>O Olho e o Sistema Visual</i>	18
2.2	<i>O EEG espontâneo e durante estimulação</i>	23
2.3	<i>O Potencial Evocado Visual (PEV)</i>	25
<b>3</b>	<b>Interfaces Cérebro-Máquina (ICM)</b>	<b>27</b>
3.1	<i>Implementação de ICMs</i>	27
3.1.1	<i>Aquisição de sinais</i>	27
3.1.2	<i>Processamento de sinais</i>	29
3.1.3	<i>Executor de comandos</i>	31
3.1.4	<i>Métricas de Avaliação de Desempenho de ICMs</i>	31
3.2	<i>ICM controladas por potencial evocado visual (ICM-PEV)</i>	35
3.3	<i>Técnicas de Processamento aplicadas ao PEV-RP</i>	35
3.3.1	<i>Magnitude Quadrática da Coerência (MSC)</i>	36
3.3.2	<i>Coerência Múltipla</i>	37
3.3.3	<i>Teste Espectral F</i>	38
<b>4</b>	<b>Interface Cérebro Máquina para Controle de uma Cadeira de Rodas</b>	<b>40</b>
4.1	<i>Aquisição de sinais EEG durante estimulação</i>	40
4.2	<i>Investigação de Frequências com melhor resposta e influência da luminosidade ambiente</i>	42
4.3	<i>Teste online da Interface Cérebro Máquina</i>	43
4.3.1	<i>Pré-processamento</i>	47
4.3.2	<i>Extração de características</i>	47

4.3.3	Classificação	47
4.3.4	Envio de comandos	48
4.3.5	Avaliação de desempenho da ICM	49
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>50</b>
5.1	<i>Formas de onda e representação no domínio da frequência</i>	50
5.2	<i>Investigação de frequências com melhor resposta e influência da luminosidade ambiente</i>	51
5.3	<i>Teste da Interface Cérebro Máquina</i>	55
5.3.1	TFE	55
5.3.2	MSC	60
5.3.3	MC	65
5.4	<i>Comparativo entre as técnicas</i>	71
<b>6</b>	<b>Discussão</b>	<b>75</b>
<b>7</b>	<b>Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>80</b>
<b>8</b>	<b>Bibliografia</b>	<b>82</b>
	<i>Apêndice A – Sistema de controle da cadeira de rodas</i>	<b>89</b>
	<i>Apêndice B – Trabalho publicado durante o Mestrado</i>	<b>92</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de tecnologias assistivas tem se intensificado nos últimos anos. O termo *tecnologia assistiva* é utilizado para definir um conjunto de recursos e serviços que permitem a uma pessoa com deficiência a ampliação de capacidades funcionais no intuito de proporcionar a tal indivíduo maior autonomia. O conceito é amplo, visto que envolve desde bengalas para auxílio à movimentação até órteses e próteses desenvolvidas com tecnologia avançada. Dentre o público alvo dessas tecnologias estão pacientes com paralisia motora severa, causada por lesões na medula espinhal, traumas cranianos, distrofias musculares e doenças neurológicas degenerativas como esclerose múltipla (Ziemssen, 2009), esclerose lateral amiotrófica (Gupta *et al.*, 2012) e esclerose lateral primária (Le Forestier *et al.*, 2001).

Segundo o Censo 2010 do IBGE (IBGE, 2010), o número estimado de portadores de algum tipo de deficiência (visual, motora, auditiva ou mental) é de aproximadamente 45 milhões de pessoas (23,9% da população), sendo que os que declararam possuir alguma deficiência motora somam mais de 13 milhões. Entre as pessoas que alegam ter alguma deficiência motora, aproximadamente 4,5 milhões declararam que possuem deficiência severa. Para o IBGE, uma pessoa com deficiência severa é aquela que diz não possuir capacidade alguma na área específica da deficiência e também aquela que declara possuir elevado comprometimento funcional. Os dados do IBGE baseiam-se em estatísticas sobre questionários, não levando em conta laudos e avaliações de profissionais especializados nos diversos tipos de deficiência.

Dentre as pessoas acometidas por deficiências motoras estão incluídas aquelas que necessitam de cadeiras de rodas para se locomover. Cadeirantes com tetraplegia (lesão que impossibilita os movimentos dos membros superiores, inferiores e do tronco) necessitam de auxílio para se locomover e também para a realização de tarefas simples do cotidiano. Pessoas com lesões menos graves como a paraplegia também necessitam de certo grau de auxílio para realizar tarefas cotidianas. Assim, tecnologias assistivas que diminuam a dependência dessas pessoas estão sendo estudadas. Nesse sentido, a pesquisa de interfaces cérebro-máquina (ICM) é de fundamental importância. Uma ICM é definida como

um sistema capaz de traduzir sinais elétricos provenientes do cérebro em comandos para controlar um ou mais dispositivos. Existem diversas aplicações para ICMS no campo de tecnologias assistivas tais como: movimento de cursor em computadores (Bai *et al.*, 2010; Iversen *et al.*, 2008 e Lee *et al.*, 2005), controle de um ambiente doméstico (Cincotti *et al.*, 2008), controle de cadeira de rodas (Diez *et al.*, 2013) e (Muller *et al.*, 2011), controle remoto de veículos (Chang *et al.*, 2010) e controle robótico de órteses e próteses (McFarland; Wolpaw, 2008; Ortner *et al.*, 2011).

O método de obtenção dos sinais pode variar da relativa simplicidade de um eletroencefalograma (EEG) até métodos mais complexos que exigem a implantação cirúrgica de eletrodos no paciente. Quando a coleta do EEG é realizada durante estimulação visual (e.g.: LEDs piscantes), tem-se uma resposta associada que possui amplitude pelo menos 10 vezes menor do que o EEG espontâneo (obtido na condição de não-estimulação). Esta resposta, conhecida como Potencial Evocado Visual (PEV), assim como o obtido a partir de outros tipos de estimulação sensorial, pode ser classificado em transiente ou em regime permanente (RP), dependendo da frequência do estímulo. Uma característica importante do PEV-RP é a presença de resposta na mesma frequência de estimulação.

Para realizar a extração das características de interesse do PEV diversas técnicas podem ser utilizadas, tanto no domínio do tempo como no da frequência e também com análises tempo-frequência. Dentre as técnicas no domínio frequência estão aquelas conhecidas como técnicas de detecção objetiva de resposta (ORD – *Objective Response Detection*), que são métodos estatísticos para inferir sobre a presença ou ausência de resposta sensorial em uma determinada frequência do sinal.

Assim, estudos recentes tem mostrado que as ORD podem ser úteis no desenvolvimento de ICMS baseadas em PEV-RP para atender ao público alvo das tecnologias assistivas (Braga *et al.*, 2012; Pinto, 2011). Estas ICMS deveriam permitir uma alta taxa de acertos nos comandos desejados acompanhada de uma minimização no tempo de resposta, ou seja, acertar mais no menor tempo possível.

## 1.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma interface cérebro-máquina (ICM) para controle de uma cadeira de rodas motorizada por meio do EEG durante estimulação visual (potencial evocado visual em regime permanente – PEV-RP), utilizando-se técnicas ORD para detecção de resposta.

## 1.2 Objetivos específicos

- **Identificar as melhores frequências e derivações para registro do PEV-RP;**

O registro do PEV-RP pode ser feito em uma faixa de frequência entre 5 Hz e 40 Hz. Usualmente se usam as derivações occipitais para o registro deste potencial. No entanto, outras derivações também podem apresentar respostas consistentes a este tipo de estímulo. Deste modo, foram identificadas quais frequências possuem melhor resposta à estimulação visual e em quais derivações elas se localizam. Para isso técnicas de detecção objetiva de resposta foram utilizadas.

- **Investigar o desempenho da ICM desenvolvida em diferentes condições de luminosidade**

As condições de luminosidade podem variar durante o uso de uma ICM e essa alteração pode afetar o padrão do PEV (Bennett *et al.*, 1971). O usuário pode, por exemplo, sair de um ambiente fechado com iluminação mais baixa para um ambiente aberto com iluminação mais intensa. O efeito dessa mudança de ambiente foi analisado, em diferentes condições de luminosidade.

- **Comparar o desempenho de diferentes técnicas de detecção de resposta à estimulação.**

As técnicas ORD estudadas foram comparadas quanto ao seu desempenho para a detecção. Nessa comparação foi observada a taxa de acertos, o tempo médio entre o envio de comandos e a taxa de transferência de informação para cada técnica. Tais medidas são importantes para a avaliação do desempenho da ICM, visto que estes parâmetros indicam a robustez e a velocidade de resposta

do dispositivo a ser controlado (Wolpaw *et al.*, 2002), no caso uma cadeira de rodas motorizada.

### 1.3 Estrutura do trabalho

No capítulo 2 é apresentada uma revisão sobre fisiologia humana, destacando-se o olho e o sistema visual. Também são abordados o eletroencefalograma (EEG) e o potencial evocado (PE), principalmente o PE visual. No capítulo 3 são discutidos os fundamentos de interfaces cérebro-máquina (ICMs), tais como sua construção e métricas de avaliação de desempenho, com enfoque nas ICMs baseadas no potencial evocado visual em regime permanente (PEV-RP). A descrição de três técnicas de detecção objetiva de resposta (ORD – *Objective Response Detection*) - Teste F Espectral (TFE), a Magnitude Quadrática da Coerência (MSC – *Magnitude Squared Coherence*) e Coerência Múltipla (MC – *Multiple Coherence*), usadas neste trabalho, também é fornecida neste capítulo. No capítulo seguinte são descritos os procedimentos e a metodologia aplicados nos dois experimentos realizados; o primeiro para identificar as frequências com melhor resposta evocada, assim como as derivações onde esta é mais acentuada. Além disso, investigou-se a influência da iluminação na resposta evocada. No segundo experimento foi avaliada uma ICM para controle de uma cadeira de rodas motorizada. Os resultados de ambos são apresentados no capítulo 5. Inicialmente, é realizada uma comparação entre o desempenho da MSC e da MC tanto em ambiente de baixa luminosidade (escotópico), quanto em ambiente com alta luminosidade (fotópico). Em seguida, são apresentados os resultados referentes ao teste *online* da ICM, comparando o desempenho do TFE, MSC e MC para a detecção do PEV-RP, segundo os parâmetros definidos no capítulo 3. No capítulo 6 são discutidos os resultados, comparando-os com os apresentados na literatura. A conclusão e propostas de trabalhos futuros encontram-se no capítulo 7.

## 2 FISIOLOGIA DO SISTEMA VISUAL E PRINCÍPIOS DE ELETROENCEFALOGRAFIA

Neste capítulo é apresentada uma breve revisão sobre fisiologia, abordando a estrutura fisiológica do olho e o sistema visual, assim como uma introdução sobre o eletroencefalograma (EEG) e o potencial evocado visual (PEV).

### 2.1 O Olho e o Sistema Visual

O olho é o órgão que tem a função de detectar e localizar a luz do ambiente (Bear *et al.*, 2006). O espectro de luz visível pelo ser humano, representado pela Figura 2.1, compreende a faixa situada entre as ondas de comprimento 380 nm (cor violeta) e 780 nm (cor vermelha).

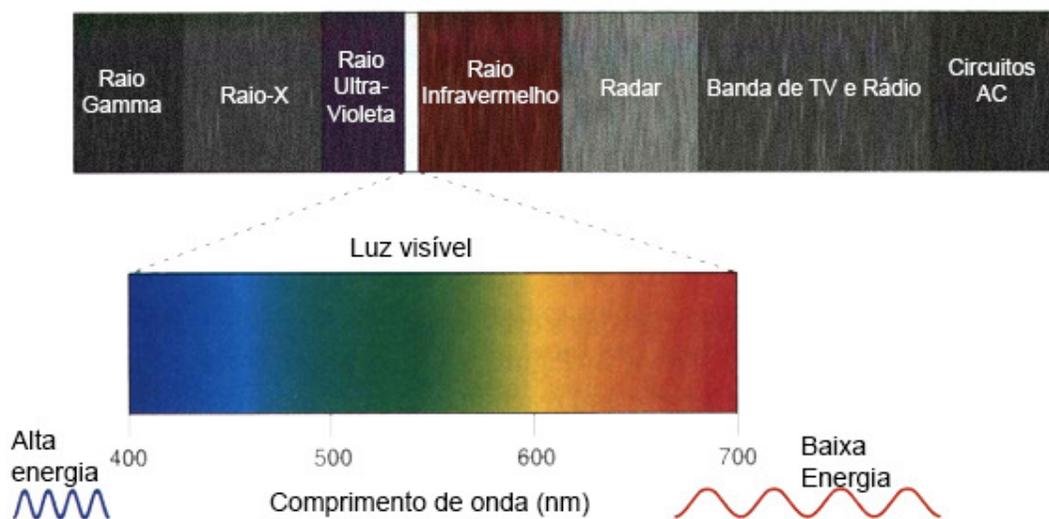


Figura 2.1 - Espectro eletromagnético da luz (Extraída de Bear *et al.*, 2006)

O processamento de imagens começa na retina. A retina é dividida em retina temporal (parte da retina mais próxima à orelha) e retina nasal (mais próxima ao nariz). No entanto, antes de chegar na retina, a luz passa pela córnea, humor aquoso, cristalino e humor vítreo (Figura 2.2). Essas quatro estruturas funcionam de forma equivalente a um sistema de lentes de uma máquina fotográfica (Guyton; Hall, 2006). A retina é responsável pela conversão da luz que entra pela córnea em estímulos elétricos que serão enviados ao cérebro através dos nervos

ópticos. Ela possui dois tipos de fotorreceptores: cones e bastonetes. Os cones estão, predominantemente, ligados à visão diurna (fotópica) e ao reconhecimento de cores e os bastonetes à visão noturna (escotópica) (Kandel *et al.*, 2000). A Tabela 2.1 mostra outras diferenças entre bastonetes e cones.

*Tabela 2.1 - Diferenças entre cones e bastonetes. (Adaptado de Kandel et al., 2000)*

<b>Bastonete</b>	<b>Cone</b>
Alta sensibilidade à luz, especializado em visão noturna	Baixa sensibilidade à luz, especializando em visão diurna
Maior quantidade de ftopigmentos	Menor quantidade de ftopigmentos
Alta amplificação, detecção de fóton único	Baixa amplificação
Baixa resolução temporal: resposta lenta, tempo de integração longo	Alta resolução temporal: resposta rápida, tempo de integração curto
Mais sensível à luz difusa	Mais sensível à incidência direta de luz
Acromático: somente um tipo de ftopigmento	Cromático: três tipos de ftopigmentos
Baixa acuidade: ausente na fóvea	Alta acuidade: presente na fóvea

Os bastonetes aparecem em uma proporção de 20 para 1 em relação aos cones (Kandel *et al.*, 2000). No entanto, a resolução espacial dos cones é maior, por estarem localizados na região da retina central, onde existe menores distorções da imagem visual.

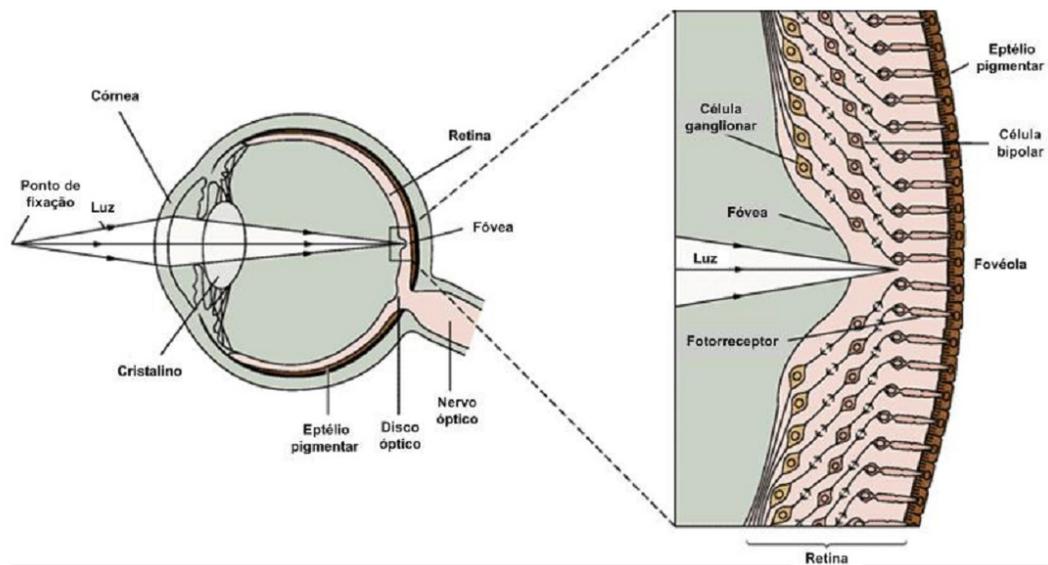


Figura 2.2 - Estrutura do olho (Adaptado de Kandel et al. (2000))

Após passar pelos fotorreceptores, o sinal de luz é direcionado para as células bipolares, horizontais e amácrinas e depois para as células ganglionares, que são a única fonte de sinais de saída da retina para o cérebro (Figura 2.3).

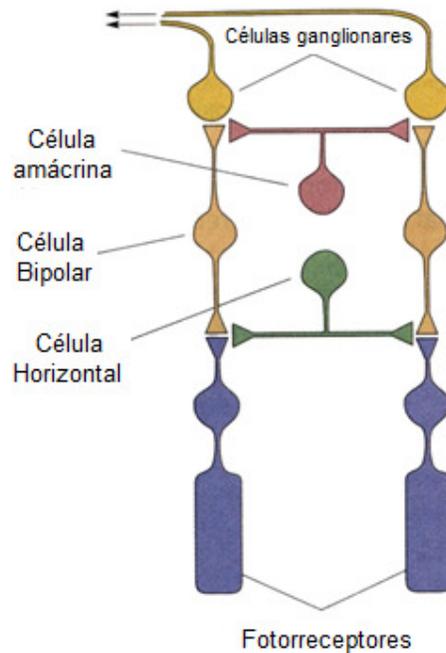


Figura 2.3 – Conexões entre fotorreceptores e nervo óptico (Adaptado de Bear et al., 2006)

Existem três tipos de células ganglionares: M (magno), P (parvo) e não-M-e-não-P. Células tipo M são importantes para a detecção de movimentos. Células P são especializadas em detecção de formas e detalhes finos. Células não-M-e-não-P são responsáveis principalmente pela percepção de cores (Bear *et al.*, 2006).

Saindo da retina, a informação visual atinge a projeção retinofugal, que é a via neural formada pelo nervo óptico, quiasma e trato óptico (Figura 2.4). Os axônios de todas as células ganglionares da retina saem do disco óptico (papila) e são projetados através do nervo óptico. Cada olho possui um nervo óptico. O quiasma é o local onde os axônios provenientes da retina nasal de cada nervo óptico cruzam, em um processo conhecido como decussação parcial. Após o quiasma, os axônios formam o tracto óptico, que possui como destino principal o núcleo geniculado lateral (NGL) do tálamo. Além do NGL, o tracto óptico também projeta axônios para o hipotálamo e para o mesencéfalo. O núcleo geniculado lateral é a entrada para o córtex visual primário, também conhecido como córtex estriado ou área V1 (Figura 2.5). A via entre o NGL e o córtex é denominada radiação óptica.

Saindo do córtex estriado, a informação visual segue para outras áreas do encéfalo. Essas áreas são denominadas áreas extra-estriadas. Duas vias distintas são importantes para o processamento visual no córtex (Figura 2.6). Uma parte de V1 em direção ao lobo parietal (feixe dorsal) e está relacionada com orientação e percepção de movimento, enquanto a outra projeta para o lobo temporal (feixe ventral) e é associada ao reconhecimento de formas e cores.

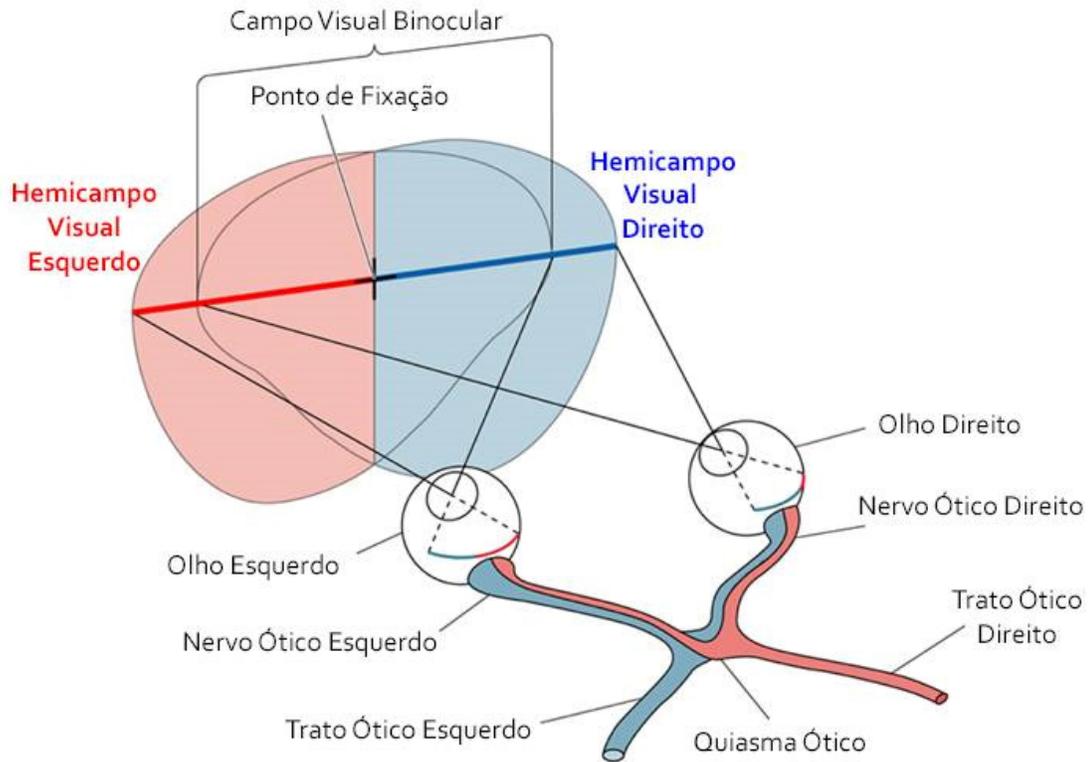


Figura 2.4 - Projeção retinofugal (Adaptado de Bear et al., 2006)

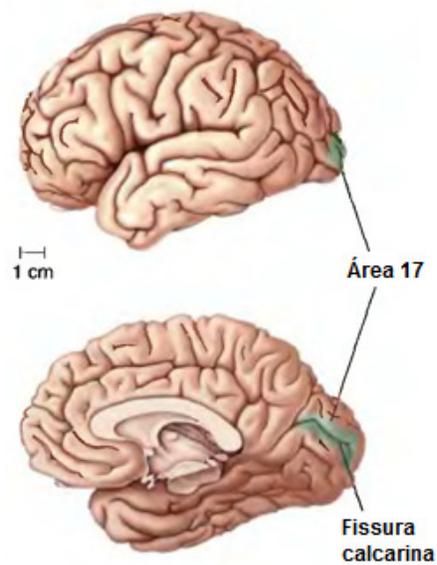


Figura 2.5 - Localização do córtex visual (Adaptado de Bear et al., 2006)

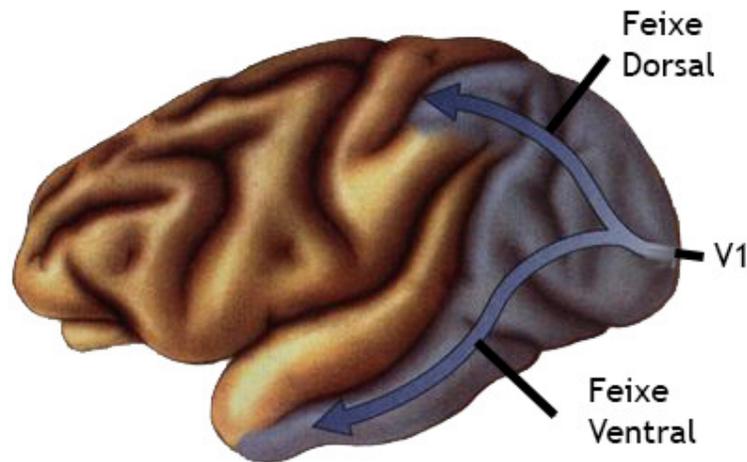


Figura 2.6 - Feixes de processamento dorsal e ventral (Extraído de Bear et al., 2006)

## 2.2 O EEG espontâneo e durante estimulação

O eletroencefalograma (EEG) corresponde à atividade elétrica cerebral, sendo coletado no couro cabeludo através de eletrodos posicionados em pontos específicos. Um dos métodos de posicionamento dos eletrodos é o Sistema Internacional 10-20, no qual o escalpo é dividido em distâncias de 10% e 20 % de comprimentos medidos a partir de quatro referenciais anatômicos: *nasion*, *inion* e lobos auriculares direito e esquerdo. A nomenclatura dos eletrodos é definida de acordo com a região anatômica em que se localizam, ou seja, O (occipital), P (parietal), T (temporal), C (central), F (frontal) e Fp (fronto-polar). Os números indicam o hemisfério cerebral no qual os eletrodos estão posicionados, sendo que o direito recebe números pares e o esquerdo números ímpares. A linha média recebe a letra z (zero). Este sistema possui 21 posições definidas para a colocação de eletrodos.

Outro sistema bastante utilizado e que possibilita uma maior resolução espacial é o Sistema Internacional 10-10 (Figura 2.7). Este sistema mapeia os eletrodos de forma que eles sejam separados a distâncias de 10% a partir dos mesmos referenciais anatômicos utilizados no Sistema Internacional 10-20. Com a diminuição da distância entre eletrodos surgem as derivações parieto-occipitais (PO), centro-parietais (CP), temporo-parietais (TP), fronto-centrais (FC), fronto-

temporais (FT) e antero-frontais (AF). Neste sistema o número de posições para a colocação de eletrodos é aumentado para 71.

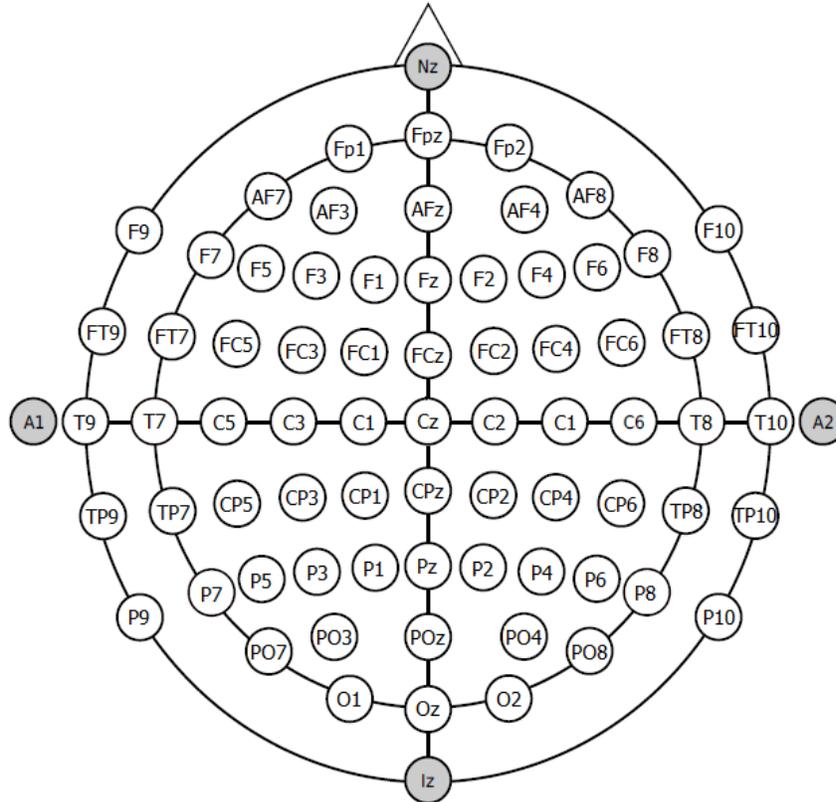


Figura 2.7 - Sistema Internacional 10-10 (Adaptado de NIEDERMEYER; SILVA, 2005)

A faixa de frequência de maior contribuição em potência do EEG está entre 0,1 e 100 Hz e sua amplitude média é de 50  $\mu$ V. A banda do EEG costuma ser dividida em:

- **Delta:**  $f < 4\text{Hz}$
- **Teta:**  $4\text{Hz} < f < 8\text{Hz}$
- **Alfa:**  $8\text{Hz} < f < 13\text{Hz}$
- **Beta:**  $13\text{Hz} < f < 30\text{Hz}$
- **Gama:**  $f > 30\text{Hz}$

O EEG coletado na condição de não-estimulação ou repouso é usualmente chamado de EEG espontâneo. O potencial evocado (PE), por outro lado, é a representação da resposta cerebral à estimulação sensorial ou motora,

apresentando amplitude bem menor (cerca de 10 a 50 vezes) que o EEG espontâneo, o que, em geral, impossibilita sua análise sem o emprego de técnicas de processamento de sinais. Os PEs podem ser classificados de acordo com a modalidade de estímulo e com a taxa de estimulação (Misulis, 1994).

As principais modalidades de estimulação são: visual, auditivo, somatossensitivo e motor. Cada modalidade possui subdivisões de acordo com o tipo e/ou o local da estimulação e também pode ser dividida de acordo com a latência característica.

Com relação à taxa de estimulação os potenciais evocados podem ser divididos em transientes e de regime permanente. O PE é dito transiente quando a resposta cessa ainda no intervalo entre estímulos e de regime permanente caso o estímulo seja apresentado a uma taxa suficientemente alta fazendo com que a resposta a um estímulo seja sobreposta pela resposta a estímulos subsequentes (Niedermeyer; Silva, 2005) A frequência de estimulação necessária para eliciar potenciais evocados em regime permanente varia de acordo com o sistema sensorial estimulado.

### **2.3 O Potencial Evocado Visual (PEV)**

O potencial evocado visual (PEV) corresponde à resposta cerebral devido a uma estimulação visual. Esta estimulação pode ser apresentada de diversas formas, tais como: luz difusa, tabuleiros xadrez (*checkboard reverse pattern*) e imagens piscantes, podendo ser apresentados utilizando meios como LEDs, lâmpadas e monitores CRT (*Cathode Ray Tube*) ou LCD (*Liquid Crystal Display*) (Vialatte *et al.*, 2010).

O PEV, assim como outros tipos de potenciais evocados, pode ser classificado como transiente ou em regime permanente. Normalmente, a estimulação para a obtenção do PEV transiente é feita utilizando tabuleiros xadrez (*checkerboard reverse pattern*) ou luz difusa. Este tipo de PEV é bastante empregado no diagnóstico de lesões em vários pontos da via visual e também em testes de acuidade visual. Para a obtenção do PEV transiente, são usadas frequências de não mais que 2 Hz (Misulis, 1994). Este potencial apresenta forma

de onda característica, com picos e vales ocorrendo em latências (tempo decorrido desde o instante de estimulação) específicas.

O PEV de regime permanente (PEV-RP), assim como o transiente, pode ser obtido através de estimulação com luz difusa ou tabuleiros xadrez, porém com frequência de estimulação superior a 5 Hz.

A amplitude do PEV-RP diminui à medida que a frequência de estimulação aumenta. Baixas frequências (entre 5 e 12 Hz) apresentam maior amplitude, enquanto altas frequências (acima de 30 Hz) apresentam amplitude baixa (REGAN, 1989 apud WU *et al.*, 2008). A frequência máxima para obtenção de PEV-RP é de 90 Hz (Herrmann, 2001). A forma básica do PEV-RP, para diferentes taxas de estimulação e com estímulo por tabuleiro de xadrez, pode ser vista na Figura 2.8. Neste trabalho foi utilizado PEV-RP obtido por estimulação com LEDs a frequências de 6 até 11 Hz.

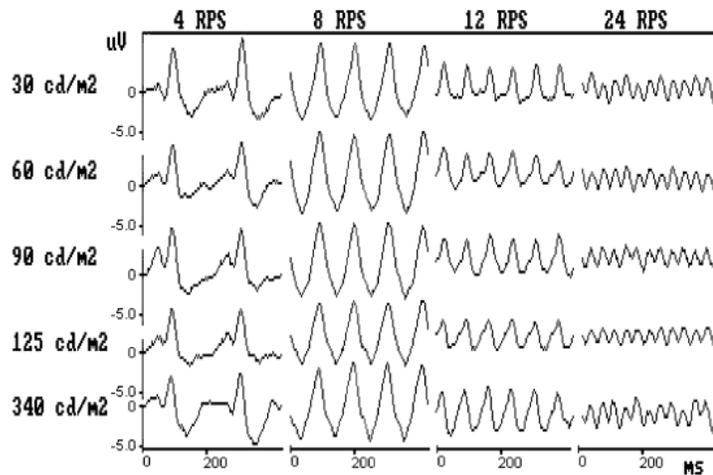


Figura 2.8 - Potencial evocado visual em regime permanente utilizando-se estímulo por padrão xadrez reverso. (Extraída de LINK *et al.*, 2006)

### **3 INTERFACES CÉREBRO-MÁQUINA (ICM)**

Neste capítulo é apresentada uma revisão sobre interfaces cérebro-máquina (ICMs), ressaltando os principais componentes, e abordando o estado da arte no seu desenvolvimento, com enfoque em ICMs controladas por potencial evocado visual em regime permanente (PEV-RP). Também serão detalhadas três técnicas de processamento de sinais no domínio da frequência conhecidas como técnicas de Detecção Objetiva de Resposta (ORD – *Objective Response Detection*).

#### **3.1 Implementação de ICMs**

Uma interface cérebro-máquina (ICM), também conhecida como interface cérebro-computador, é um sistema capaz de obter sinais elétricos provenientes do cérebro e convertê-los em comandos para um dispositivo.

Uma ICM, independentemente de sua aplicação, deve conter obrigatoriamente quatro partes fundamentais (Wolpaw *et al.*, 2002), detalhadas posteriormente:

- Aquisição de sinais;
- Extrator de características;
- Classificador;
- Executor de comandos.

A Figura 3.1 mostra os componentes de uma ICM, bem como a ligação entre eles.

##### **3.1.1 Aquisição de sinais**

A aquisição de sinais é a primeira fase de uma ICM. Nessa etapa são coletados os sinais que serão processados e transformados em comandos para variados tipos de aplicações. Também nessa parte é realizado o processo de amplificação e digitalização do sinal. Assim, a escolha do equipamento para registro e do tipo de estímulo a ser utilizado são os principais pontos a serem

observados. Dependendo do método de registro empregado, pode-se classificar as ICMs em invasivas e não invasivas. As ICMs invasivas são aquelas cujo método de obtenção de sinais exige intervenção cirúrgica para a implantação de eletrodos. Estas técnicas incluem o eletrocorticograma (ECoG) e métodos para a gravação de potenciais de ação e potenciais de campo local (Moran, 2010). Dentre as não invasivas estão o eletroencefalograma (EEG), o magnetoencefalograma (MEG) e a ressonância magnética (fMRI – *functional magnetic resonance imaging*), sendo o EEG o método mais utilizado por ter baixo custo e simplicidade de execução (Leuthardt *et al.*, 2009), embora tenha menor resolução espacial do que as técnicas de imagem e menor razão sinal-ruído (RSR) do que os métodos invasivos. A Figura 3.2 mostra a relação entre o tipo de sinal e seu local de registro.

Outra classificação, também baseada no processo de aquisição do sinal, divide as ICMs em dependentes e independentes, de acordo com a dependência do usuário de utilizar controle muscular (e.g. movimento de cabeça, olhos, etc.) durante a realização da coleta (Mak; Wolpaw, 2009). As ICMs baseadas em PEV-RP são geralmente definidas como dependentes, por exigirem que o usuário movimente ao menos os músculos extra-oculares.

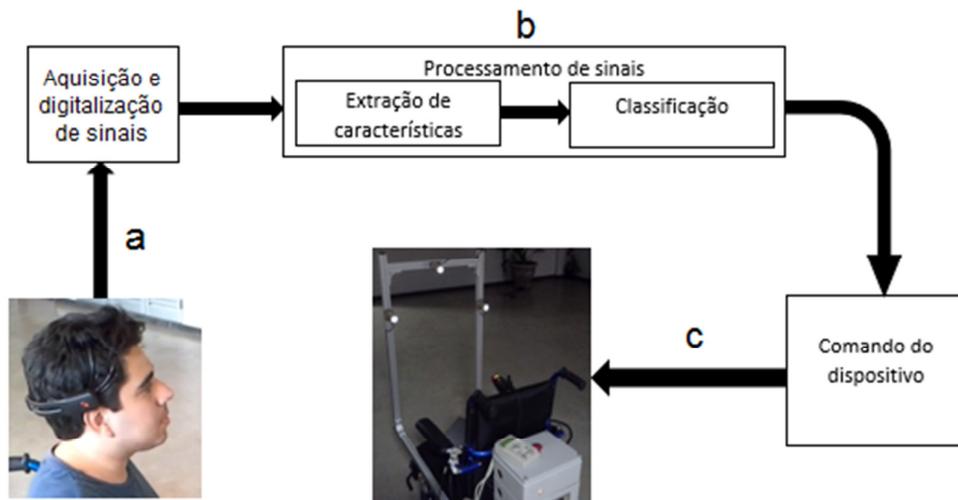


Figura 3.1 – Componentes de uma ICM (adaptada de WOLPAW *et al.*, 2002). a) O usuário utiliza um sistema de aquisição de EEG (Emotiv Epoc), responsável pela digitalização e envio (wireless) dos sinais para um b) notebook, onde é realizada a extração de características e classificação, resultando em c) um comando a ser enviado para a cadeira de rodas motorizada.

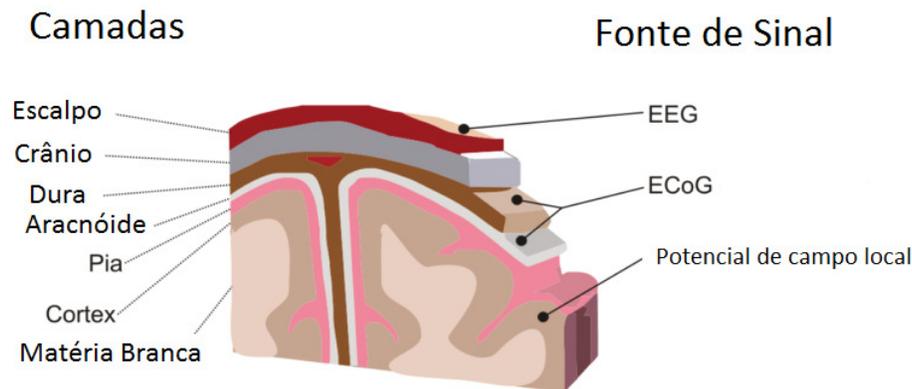


Figura 3.2 – Tipos de sinal e locais de registro (Adaptado de LEUTHARDT *et al.*, 2009)

Existem vários métodos de estimulação que podem ser utilizados para obtenção de sinais visando o controle de uma ICM. Dentre os mais frequentes estão a estimulação visual, a auditiva (Nijboer *et al.*, 2008), a imagética motora – execução mental de uma tarefa motora (Bai *et al.*, 2010; Guger *et al.*, 2003; Risangtuni; Widyotriatmo, 2012) e formas híbridas, que empregam dois ou mais tipos de estímulo (Brunner *et al.*, 2010; Long *et al.*, 2012; Takano *et al.*, 2009).

Neste trabalho, foi desenvolvida uma ICM baseada em PEV-RP, ou seja, eletroencefalograma durante estimulação visual por LEDs.

### 3.1.2 Processamento de sinais

O processamento dos sinais de EEG para a aplicação em ICMs envolve duas etapas: extração de características e classificação

A extração de características é a etapa na qual os sinais adquiridos são processados em busca de um padrão. Nesta fase podem ser aplicadas técnicas de pré-processamento como filtragem e remoção de artefatos, antes da utilização de algoritmos de processamento de sinais para a obtenção da característica desejada. A extração da característica pode ser realizada por meio de técnicas no domínio do tempo (Risangtuni; Widyotriatmo, 2012), da frequência ou tempo-frequência (Ng *et al.*, 2011; Zhao *et al.*, 2009). Neste trabalho foram utilizadas técnicas de detecção objetiva de resposta (ORD) no domínio da frequência (Melges *et al.*, 2012) como método de extração de característica do sinal.

Dentre as técnicas empregadas para extrair informações do sinal estão a Transformada Discreta de Fourier (DFT – *Discrete Fourier Transform*), utilizada por Wu *et al.* (2008) em um estudo que comparou a estimulação com LEDs, monitores CRT e LCD para a construção de ICMs. A densidade espectral de potência (PSD – *Power Spectrum Density*) foi investigada como técnica de extração de características para uma ICM destinada ao controle de uma cadeira de rodas por Galán *et al.* (2008) e por Diez *et al.* (2013). Pfurtscheller *et al.* (2010) e Ortner *et al.* (2011) também utilizaram a PSD para extrair características de sinais cerebrais para uma ICM com o intuito de controlar órteses.

Lin *et al.* (2007) compararam o desempenho de uma ICM baseada em PEV-RP usando-se a Análise de Correlação Canônica (CCA – *Canonical Correlation Analysis*) e PSD, relatando melhor desempenho com a primeira técnica. A CCA também foi investigada por Li *et al.* (2011) que obteve taxa de acerto de 84% com a técnica. Uma ICM para controle de eletrodomésticos utilizando o sistema de EEG de baixo custo Emotiv Eporc foi implementada por Liu *et al.* (2012) utilizando a mesma técnica de extração de características.

A *Short-Time Fourier Transform* (STFT) foi investigada por Ng *et al.* (2011) em um estudo para verificar a influência da presença de vários estímulos no campo visual de uma pessoa. Posteriormente, os mesmos autores utilizaram a Medida de Sincronismo de Componentes (CSM – *Component Synchrony Measure*) visando melhorar a taxa de acertos na classificação da ICM (Ng *et al.* (2012)).

O estágio de classificação é responsável por traduzir as características obtidas na fase anterior para comandos a serem enviados para um dispositivo. Para realizar essa tarefa são utilizados algoritmos de classificação. Dentre estes algoritmos estão as redes neurais artificiais aplicadas por Ghanbari *et al.* (2009) e por Cecotti *et al.* (2011) para o controle do movimento de um cursor e para um soletrador (*speller*), respectivamente.

Zhu *et al.* (2010), por sua vez, aplicaram o método de classificação conhecido como *support vector machines* (SVM), assim como Risangtuni *et al.* (2012) e Thulasidas *et al.* (2006).

Algoritmos genéticos foram empregados por Bai *et al.* (2010) no desenvolvimento de um jogo em duas dimensões com quatro opções de movimentos.

Vários grupos utilizaram a decisão por soma de harmônicos (HSD – *Harmonic Sum Decision*), dentre eles Muller-Putz *et al.* (2008), que analisaram a técnica para o desenvolvimento de ICM para controle de uma prótese de mão, e Ortner *et al.* (2011), que construíram uma ICM para controle de uma órtese.

A Análise por Discriminante Linear (LDA – *Linear Discriminant Analysis*) também é uma técnica bastante difundida para a classificação em ICMs. Leow *et al.* (2007) a aplicaram a uma ICM baseada em PEV-RP. No ano seguinte, Galán *et al.* (2008) utilizaram a LDA em uma ICM para o controle de uma cadeira de rodas. Posteriormente, Falzon *et al.* (2012) compararam diversas técnicas de extração de características, empregando LDA como método de classificação.

A classificação utilizada neste trabalho foi proposta por Braga *et al.* (2012) e está descrita na Seção 4.3.3, sendo baseada em detecções de resposta ao estímulo consecutivas empregando-se técnica ORD.

### **3.1.3 Executor de comandos**

Esta fase envolve a execução de um comando por um dispositivo de saída. Dentre as aplicações já estudadas estão simuladores de movimento e clique de mouse, *spellers* (Volosyak; Cecotti, 2009), controle de próteses e órteses (Muller-Putz; Pfurtsceller, 2008 e Ortner *et al.*, 2011), jogos virtuais, dentre outras. Neste trabalho foi desenvolvida uma ICM para controlar uma cadeira de rodas motorizada.

### **3.1.4 Métricas de Avaliação de Desempenho de ICMs**

Diferentes métricas tem sido utilizadas para avaliação de desempenho de ICM. A seguir, detalhamos algumas delas.

**A) Número total de detecções (DET):** é um parâmetro importante para o cálculo da Taxa de Transferência de Informação (ITR, *Information Transfer Rate*), visto

que através dele é possível obter o número de comandos por minuto (NCM), além de ser um parâmetro interessante para verificar a capacidade da ICM reconhecer os comandos enviados pelo usuário. Este número é obtido pela contagem de classificações realizada pela ICM, incluindo acertos e erros.

**B) Tempo médio entre detecções (TMD):** pode ser visto como a rapidez com que o sistema responde à intenção do usuário, sendo calculado por:

$$TMD = \frac{TTE}{DET} \quad 3.1$$

onde TTE é o tempo total do experimento (em segundos).

**C) Taxa de acertos (TA):** também referida na literatura como *accuracy*, é um parâmetro obrigatório para a avaliação de eficiência de uma ICM, sendo o método mais comum de comparação, em conjunto com o TMD. A taxa de acertos é calculada pela razão entre o número de classificações corretas (NCC) e o número total de classificações (DET):

$$TA = \frac{NCC}{DET} \quad 3.2$$

**D) Taxa de Transferência de Informação (ITR):** é um parâmetro essencial na análise de desempenho de ICMs, visto que une, em uma só medida, os parâmetros de taxa de acerto e rapidez de detecção (Wolpaw *et al.* (2002)). A ITR é obtida pela multiplicação do valor da taxa de bits pela quantidade de comandos que o usuário é capaz de enviar à ICM em um minuto (NCM – número de comandos por minuto):

$$ITR = B * NCM \quad 3.3$$

Onde B é a taxa de bits, que pode ser calculada por (Vialatte *et al.* (2010)):

$$B = \log_2(N) + P \log_2(P) + (1-P) \log_2 \frac{1-P}{N-1} \quad 3.4$$

Onde  $N$  é o número de comandos possíveis na ICM e  $P$  é a taxa de acerto na classificação. O efeito do aumento de  $N$  e  $P$  na taxa de bits pode ser visto na Figura 3.3. Analisando-se um valor fixo de taxa de bit (por exemplo, 1,5 bits/trial) pode-se notar que a aumento do número de comandos causa uma diminuição na taxa de acertos. Por exemplo, para  $N = 3$ , 1,5 bits/trial equivale a uma taxa de acerto de 100%, enquanto o aumento de número de comandos para 10 ocasiona, para a mesma taxa de bits/trial, uma diminuição da taxa de acertos para aproximadamente 70%.

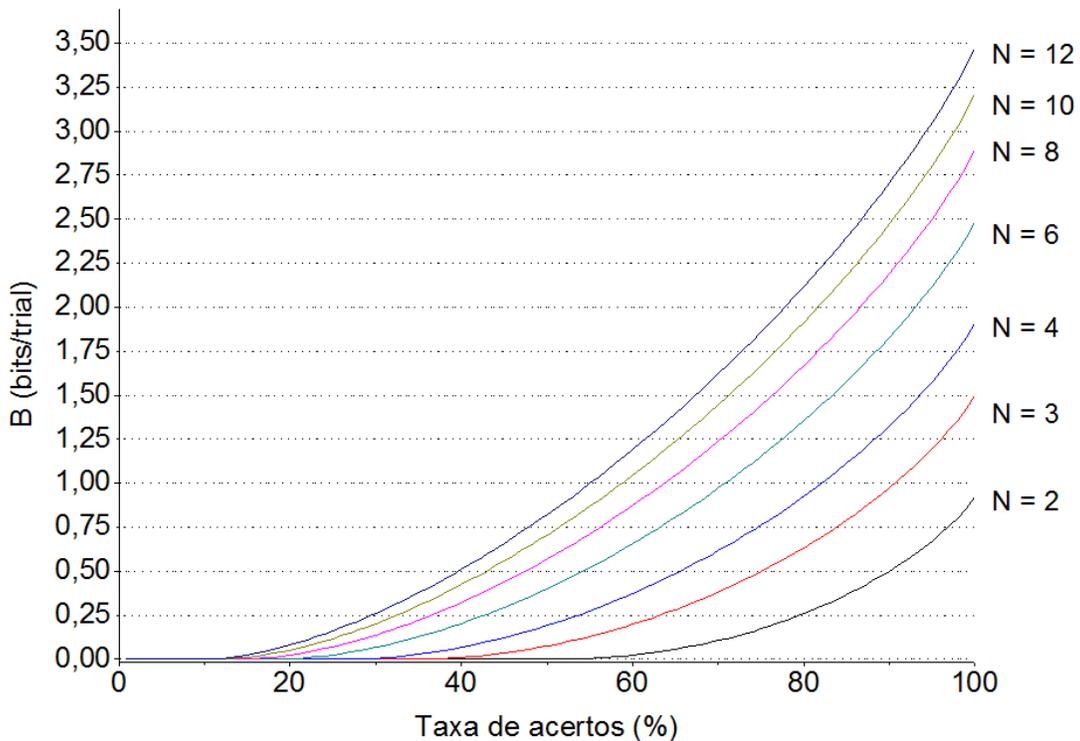


Figura 3.3 - Relação entre o aumento da taxa de bit ( $B$ ) e a variação do número de comandos  $N$  e da taxa de acertos.

A influência de NCM sobre a ITR (eq. 3.4) pode ser observada na Figura 3.4, considerando uma ICM com 3 comandos, como a que foi desenvolvida para este trabalho.

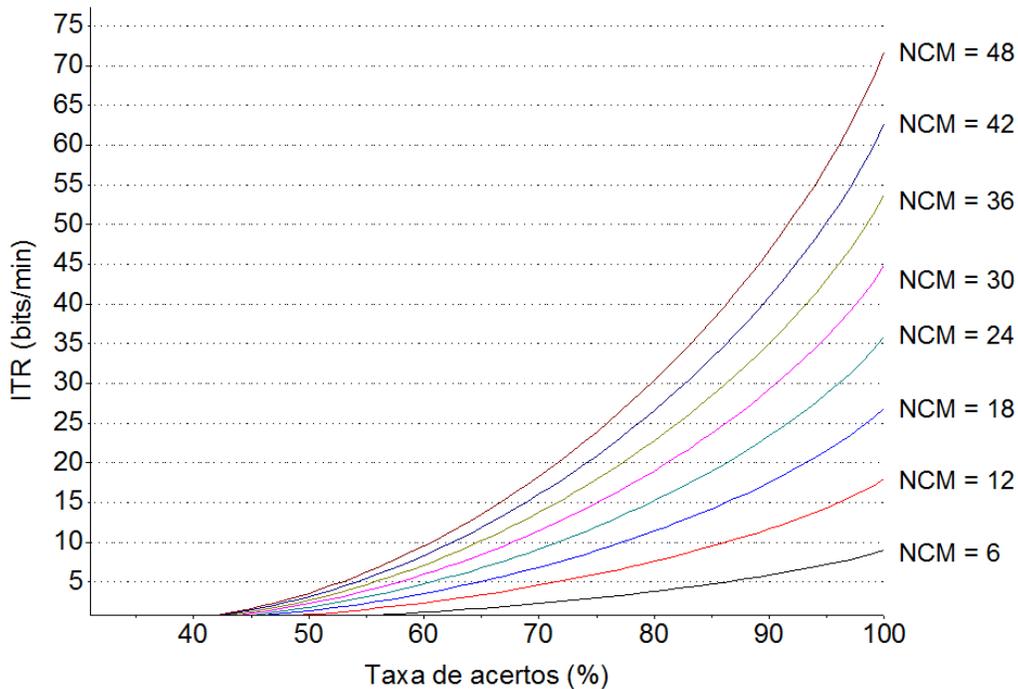


Figura 3.4 - Efeito do aumento de NCM sobre o valor de ITR.

É importante salientar que tanto o número de comandos por minuto (NCM) como a taxa de acertos influenciam diretamente no valor de ITR. Desta forma, um usuário de ICM pode apresentar menor taxa de acertos e, ainda assim, alcançar uma ITR maior que outro usuário que tenha obtido alta taxa de acertos, porém com um baixo número de comandos enviados por unidade de tempo.

**E) Taxa de falsos positivos (FP):** além de ser um importante parâmetro de desempenho, permite a identificação de vieses na detecção, possibilitando conhecer quais comandos interferem na detecção correta de outro comando, ou seja, para qual direção a ICM costuma errar mais. Este parâmetro foi calculado para cada comando individualmente: falsos positivos na direção ‘Frente’ (FPF), falsos positivos na direção ‘Direita’ (FPD) e falsos positivos na direção ‘Esquerda’ (FPE).

### **3.2 ICM controladas por potencial evocado visual (ICM-PEV)**

O controle de interfaces cérebro-máquina por potencial evocado visual tem sido amplamente estudado, dada a facilidade de obtenção deste tipo de potencial.

Em 1999, Ming e Shangkai (1999) desenvolveram um sistema de movimentação de cursor em uma tela, simulando o funcionamento de um mouse. O experimento consistiu em movimentar o cursor para quatro pontos pré-determinados na tela, utilizando quatro comandos para indicar as direções de movimentação (direita, esquerda, cima, baixo). Posteriormente, o experimento foi ampliado, incluindo a simulação do clique de dois botões Lee *et al.* (2005).

Diversas aplicações de ICM-PEV vem sendo investigadas também para controle de dispositivos motorizados. Chang *et al.* (2010) desenvolveram uma ICM capaz de controlar remotamente um carro. O sistema responde a três tipos de comandos, movimentando o mesmo para frente, direita ou esquerda. No mesmo ano, Wang (2010) implementou o controle de um carro utilizando cinco comandos, adicionando a opção de marcha ré e freio. Em 2011, Muller *et al.* desenvolveram o controle de uma cadeira de rodas através do PEV, incluindo quatro possíveis opções - frente, direita, esquerda e parar (Muller *et al.*, 2011).

Além das aplicações citadas, as ICM-PEV vem sendo empregadas para o controle de próteses e órteses, tais como mãos robóticas. Al-maqtari *et al.* (2009) estudaram o controle do movimento de preensão, enquanto Ortner *et al.* (2011) realizaram um experimento mais complexo no qual foram implementadas as funções de mover a mão, agarrar e soltar objetos.

Neste trabalho a aplicação proposta é o controle de uma cadeira de rodas motorizada, permitindo ao usuário a realização de movimentos em três direções: frente, direita e esquerda.

### **3.3 Técnicas de Processamento aplicadas ao PEV-RP**

O potencial evocado visual em regime permanente (PEV-RP) pode ser analisado por técnicas no domínio do tempo, da frequência e em tempo-

frequência. No entanto, o processamento se dá usualmente por técnicas no domínio da frequência, em função de uma das características deste potencial evocado que é a de apresentar respostas na mesma frequência de estimulação e em harmônicos.

Dentre as técnicas no domínio da frequência estão incluídas as técnicas de Detecção Objetiva de Resposta (ORD – *Objective Response Detection*), que são métodos estatísticos para avaliar se houve detecção ou não de resposta em uma determinada frequência. Três técnicas ORD foram utilizadas nesse trabalho, sendo duas univariadas e uma multivariada. Nas técnicas univariadas, utiliza-se informação de apenas uma derivação de EEG, enquanto que nas multivariadas, mais canais são empregados. A Magnitude Quadrática da Coerência (MSC – *Magnitude Squared Coherence*) e o Teste F Espectral (SFT – *Spectral F Test*) são técnicas univariadas, enquanto a Coerência Múltipla (MC – *Multiple Coherence*) é uma versão multivariada da MSC.

### 3.3.1 Magnitude Quadrática da Coerência (MSC)

O módulo ao quadrado da função de coerência, também chamado magnitude quadrática da coerência,  $\gamma_{yx}(f)$ , corresponde à parcela do valor médio quadrático do sinal de EEG medido  $y[k]$  devido a uma estimulação  $x[k]$  em uma dada frequência  $f$ , sendo calculada por Dobie; Wilson (1993):

$$\hat{\kappa}^2(f) = \frac{|G_{yx}(f)|^2}{G_{xx}(f)G_{yy}(f)} \quad 3.5$$

Onde  $G_{yx}(f)$  é a densidade espectral de potência cruzada de  $x[k]$  e  $y[k]$ ,  $G_{xx}(f)$  e  $G_{yy}(f)$  são as densidades espectrais de potência individuais.

Para dois sinais discretos no tempo, de duração finita e janelados, pode-se estimar a coerência por Bendat; Piersol (2000):

$$\hat{\kappa}^2(f) = \frac{\left| \sum_{i=1}^M Y_i(f) X_i^*(f) \right|^2}{\sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2 \sum_{i=1}^M |X_i(f)|^2} \quad 3.6$$

Onde  $Y_i(f)$  e  $X_i(f)$  representam a Transformada Discreta de Fourier da  $i$ -ésima janela dos sinais  $y[k]$  e  $x[k]$ , respectivamente. O operador  $*$  indica o conjugado complexo e  $M$  o número de épocas.

Para o caso de estimulação periódica,  $X_i(f)$  é idêntico para todas as épocas e pode-se demonstrar que a MSC depende apenas do sinal de EEG medido. O cálculo da MSC pode ser realizado da seguinte forma (Miranda de Sá *et al.*, 2002):

$$\hat{\kappa}^2(f) = \frac{\left| \sum_{i=1}^M Y_i(f) \right|^2}{M \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2} \quad 3.7$$

Se não existir resposta à estimulação,  $\hat{\kappa}^2(f)$  tende a zero. Em caso de resposta consistente,  $\hat{\kappa}^2(f)$  tende a 1.

Os valores críticos para a estimativa da MSC podem ser obtidos pela seguinte expressão analítica (Miranda de Sá; Infantosi, 2007):

$$\hat{\kappa}_{crit}^2 = 1 - \alpha^{\frac{1}{M-1}} \quad 3.8$$

A detecção de resposta ocorre quando o valor estimado é maior que o valor crítico ( $\hat{\kappa}^2(f) > \hat{\kappa}_{crit}^2$ ).

### 3.3.2 Coerência Múltipla

O estimador de coerência múltipla (MC - *Multiple Coherence*) entre um estímulo periódico  $x[k]$  e um conjunto de  $N$  sinais (derivações de EEG)  $y[k]$  pode ser calculado por (Miranda de Sa *et al.*, 2008):

$$\hat{\kappa}_N^2(f) = \frac{V^H(f) \hat{S}_{yy}^{-1} V(f)}{M} \quad 3.9$$

onde  $M$  é o número de épocas de EEG,  $H$  é o operador hermitiano e  $V(f)$  e  $\hat{S}_{yy}^{-1}$  são, respectivamente

$$V(f) = \left[ \sum_{i=1}^M Y_{i1}^*(f) \quad \sum_{i=1}^M Y_{i2}^*(f) \quad \dots \quad \sum_{i=1}^M Y_{iN}^*(f) \right]^T \quad 3.10$$

$$\hat{S}_{yy}^{-1} = \begin{matrix} & \text{e} \\ \begin{bmatrix} \hat{S}_{y_1y_1}(f) & \hat{S}_{y_1y_2}(f) & \dots & \hat{S}_{y_1y_N}(f) \\ \hat{S}_{y_2y_1}(f) & \hat{S}_{y_2y_2}(f) & \dots & \hat{S}_{y_2y_N}(f) \\ \hat{S}_{y_Ny_1}(f) & \hat{S}_{y_Ny_2}(f) & \dots & \hat{S}_{y_Ny_N}(f) \end{bmatrix} & \end{matrix} \quad 3.11$$

onde  $Y_{ji}(f)$  é a Transformada Discreta de Fourier da  $i$ -ésima época do sinal  $y[k]$ ,  $*$  denota o complexo conjugado e  $\hat{S}_{y_p y_q}(f)$  é a densidade espectral de potência cruzada dos sinais nas derivações  $p$  e  $q$ .

O valor crítico da MC para um nível de significância  $\alpha$ ,  $M$  épocas de EEG e  $N$  derivações, pode ser calculado pela expressão:

$$\hat{\kappa}_{N \text{crit}}^2 = \frac{F_{\text{crit} \alpha, 2M, 2(M-N)}}{F_{\text{crit} \alpha, 2M, 2(M-N)} + (M - N) N^{-1}} \quad 3.12$$

A detecção para a frequência  $f$  é baseada no mesmo princípio usado para a MSC, ou seja, tem-se detecção de resposta quando o valor estimado é maior que o valor crítico ( $\hat{\kappa}_N^2(f) > \hat{\kappa}_{N \text{crit}}^2$ ).

### 3.3.3 Teste Espectral F

O Teste Espectral F (SFT – *Spectral F Test*) é uma técnica que avalia a razão entre a potência da resposta ao estímulo e a potência do ruído e pode ser definida para uma frequência  $f$  como (Zurek, 1992):

$$\hat{\phi}(f) = \frac{|Y(f_{bin})|^2}{\frac{1}{M} \sum_{j=bin-M/2}^{bin+M/2} |Y(f_j)|^2} \quad 3.13$$

Sendo  $Y(f_{bin})$  e  $Y(f_j)$ , respectivamente, as Transformadas Discretas de Fourier do sinal de EEG na frequência de estímulo na qual é esperada uma resposta e da  $j$ -ésima componente espectral adjacente a  $f_{bin}$  e  $M$  o número de componentes espectrais vizinhas utilizadas na estimação de potência do ruído. É aconselhável utilizar um número par para  $M$ , visando evitar um número desigual de frequências à direita e à esquerda de  $f_{bin}$ .

Considerando um sinal de EEG espontâneo como sendo gaussiano, as estimativas de potência do sinal e do ruído são variáveis aleatórias com função de distribuição de probabilidade (FDP) chi-quadrada ( $\chi^2$ ). Por definição, a razão entre duas distribuições chi-quadradas resulta em uma distribuição  $F$  (Kay. 1998). Sendo assim, o SFT tem relação direta com uma distribuição  $F$  de Fisher e seu valor crítico, considerando uma taxa de falsos positivos  $\alpha$ , é dado por:

$$\varphi_{crit} = F_{2,2M,\alpha} \quad 3.14$$

Assim como nos dois outros métodos ORD descritos (MC e MSC), a detecção ocorre quando o valor estimado é maior que o valor crítico ( $SFT(f) > SFT_{crit}$ ).

## **4 INTERFACE CÉREBRO MÁQUINA PARA CONTROLE DE UMA CADEIRA DE RODAS**

A aplicação proposta neste trabalho é o controle de uma cadeira de rodas motorizada controlada por meio do potencial evocado visual em regime permanente (PEV-RP). Para atingir esse objetivo o trabalho foi dividido em duas fases.

Inicialmente foram realizados experimentos para determinar quais frequências possuem maiores taxas de detecção e qual a influência da luminosidade nas mesmas. Duas técnicas de processamento foram utilizadas e comparadas para este fim, a Magnitude Quadrática da Coerência (MSC) e a Coerência Múltipla (MC).

Após essa fase de estudo, foi desenvolvida uma ICM para o controle da cadeira de rodas. A realização da pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) – protocolo n. 11525613.4.0000.5149 – e todos os voluntários assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido.

### **4.1 Aquisição de sinais EEG durante estimulação**

Para a aquisição de sinais de eletroencefalograma foi utilizado o sistema de EEG portátil Emotiv Eloc<sup>™</sup>. O capacete (Figura 4.1) possui transmissão wireless, taxa de amostragem de 128 amostras por segundo, filtros notch em 50 e 60 Hz e permite a coleta de 14 derivações de EEG (características detalhadas podem ser vistas na Tabela 4.1).



Figura 4.1 – Capacete Emotiv Epoc (Extraída do Manual do Emotiv)

Tabela 4.1 - Especificações técnicas do Emotiv Epoc

Número de canais	14
Canais (contém derivações dos Sistemas 10-10 e 10-20)	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4
Método de amostragem	Amostragem sequencial. CAD único.
Taxa de amostragem	128 SPS (2048 Hz interno)
Resolução	14 bits 1 LSB = 0.51 $\mu$ V (16 bit CAD)
Largura de Banda	0.2 – 45 Hz, filtros notch digitais em 50 e 60 Hz
Filtro	Digital Sinc 5 <sup>a</sup> ordem
Faixa dinâmica	8400 $\mu$ V (pp)
Modo de acoplamento	Acoplamento AC
Conectividade	Wireles, banda de 2.4 GHz
Energia	LiPoly
Autonomia da bateria (típica)	12 horas

Neste trabalho, utilizou-se estimulação visual por LEDs piscantes. A configuração das frequências dos LEDs foi realizada empregando-se um equipamento desenvolvido no Núcleo de Estudos e Pesquisa em Engenharia Biomédica (NEPEB/UFMG) (Pinto *et al.* (2011)).

Para armazenamento dos sinais eletroencefalográficos, em todas as etapas deste estudo, foi utilizado o software OpenVibe (Renard *et al.*, 2010). O software

permite, além de gravar os sinais, executar os *scripts* de MATLAB desenvolvidos para etapa de extração de características, classificação e envio de comandos, facilitando o desenvolvimento e validação *online* de uma ICM.

#### 4.2 Investigação de Frequências com melhor resposta e influência da luminosidade ambiente

O teste de frequências foi realizado para determinar quais as frequências com maiores taxas de detecção. Para essa avaliação foram empregados estímulos nas frequências de 6 a 11 Hz, com passo de 1 Hz. Trabalhos anteriores indicaram a faixa de 5 a 12 Hz como aquela em que se obtém potenciais evocados com maior amplitude (REGAN, 1989 apud WU *et al.*, 2008). Testes preliminares com frequências acima de 12 Hz foram realizados, porém as taxas de detecção foram muito baixas, levando à exclusão dessas frequências no experimento definitivo, descrito a seguir.

Foram coletados sinais de EEG de 10 indivíduos saudáveis (sem histórico de doenças neurológicas) em uma cabine fechada. Cada voluntário foi submetido a estímulos visuais através de LEDs brancos nas frequências descritas anteriormente. Todas as frequências foram apresentadas em duas condições de luminosidade ambiente: fotópica (até 80 lux) e escotópica (até 2 lux). A medição da luminosidade foi realizada com o luxímetro ICEL LD-511.

O protocolo experimental consistiu de 26 sessões com 2 minutos de duração cada, sendo 13 em ambiente escuro e 13 em ambiente claro, com alternância entre coleta de EEG espontâneo e EEG durante estimulação visual, conforme ilustrado na Figura 4.2. As primeiras 13 sessões foram feitas em condição escotópica e as 13 sessões seguintes em situação fotópica, aleatorizando-se as frequências de estimulação para cada indivíduo.

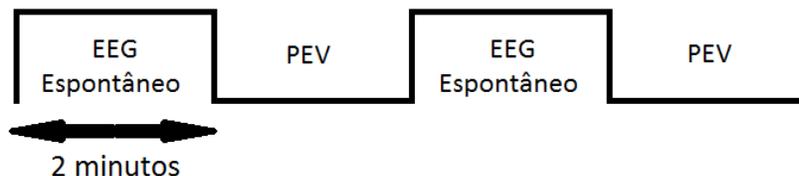


Figura 4.2 - Protocolo experimental

Após a coleta, foi realizada uma filtragem passa-faixa de 2 a 40 Hz (Butterworth de 6ª ordem) e janelamento de 4 segundos com sobreposição de 50%. Posteriormente, foi aplicada uma técnica de rejeição de artefato baseada no cálculo do desvio padrão (SD – *standard deviation*) de um trecho de EEG espontâneo e remoção de janelas de EEG nas quais 10% do total de amostras ou 5% de amostras consecutivas excedessem  $\pm 3$  SD (Simpson *et al.* (2000)).

As técnicas MSC e MC (ver Seção 3.3) foram utilizadas para identificar a resposta ao estímulo.  $\hat{\kappa}^2(f)$  e  $\hat{\kappa}_N^2(f)$  foram estimados para  $M = 11$  épocas e os valores críticos  $\hat{\kappa}_{crit}^2$  e  $\hat{\kappa}_{Ncrit}^2$  calculados para  $\alpha = 0,05$ .

### 4.3 Teste *online* da Interface Cérebro Máquina

Este teste foi realizado para estudar a viabilidade de uma interface cérebro-máquina baseada em PEV-RP em condições reais, ou seja, com um usuário realizando o controle de uma cadeira de rodas motorizada. O modelo de cadeira empregado foi o FS129 (Ortomix Plus Stand Up Motorizada) adaptada para o experimento.

Para posicionar os LEDs de maneira que o usuário conseguisse visualizá-los, foi montada uma estrutura metálica (Figura 4.4). O LED central foi posicionado na frente do voluntário a aproximadamente 40 centímetros de sua cabeça. Os LEDs da direita e da esquerda foram alocados em uma barra de 23 centímetros com ângulo de 45º na extremidade. Todas as barras são móveis e podem ser ajustadas de acordo com a vontade do participante.

Antes de cada coleta os voluntários foram orientados a ajustar as barras de forma que a visualização do estímulo ocorresse da forma natural e sem dificuldades e/ou desconforto. A distância entre os LEDs laterais é de 45 cm enquanto a distância entre os laterais e o central é variável.

Foram coletados sinais de EEG de 34 voluntários saudáveis (sem histórico de doenças neurológicas e/ou fotossensibilidade), sendo 31 homens e 3 mulheres.

Os equipamentos utilizados no experimento foram:

- Cadeira de rodas motorizada FS129;
- Sistema para estimulação visual utilizando LEDs brancos de alto brilho, desenvolvido por PINTO *et al.* (2011);
- Sistema para aquisição de sinais EEG Emotiv Epoc;
- Notebook para coleta, processamento e envio de comandos para microcontrolador;
- Circuito para envio de comando para a cadeira de rodas (etapa desenvolvida pelo aluno de Iniciação Científica Gilberto Guimarães) - *bypass* do *joystick*.

A conexão entre os componentes é mostrada na Figura 4.3

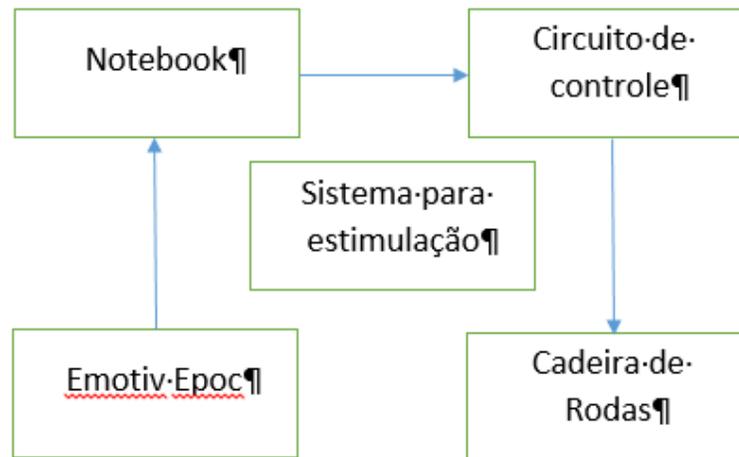


Figura 4.3 - Diagrama de conexão entre os equipamentos

O protocolo experimental consistiu em uma etapa de coleta de EEG espontâneo com duração de 3 minutos e uma etapa de coleta de 9 minutos durante estimulação. Esta última é realizada com os três conjuntos de LEDs piscando simultaneamente com frequências distintas, posicionados à frente (10 Hz), à direita (8 Hz) e à esquerda (7,75 Hz) do voluntário. A cada LED está associado, de acordo com o posicionamento, um comando na cadeira de rodas. O LED central está associado ao movimento para a frente, enquanto os LEDs laterais movimentam a cadeira para a direção na qual estão posicionados. O *software* desenvolvido para interface cérebro-máquina informa, por meio de uma instrução sonora, para qual direção o voluntário deve focar sua atenção,

realizando uma troca de alvo a cada 20 segundos. A ordem de direções é aleatória e todas as direções são acionadas nove vezes durante o experimento. Para o processamento *online* e envio de comandos para a cadeira foram utilizadas rotinas do MATLAB, as quais são acionadas a partir do *software* OpenVibe.



Figura 4.4 - Cadeira de rodas utilizada. a) Detalhe do LED utilizado na estimulação e b) sistema para configuração da estimulação visual.

### 4.3.1 Pré-processamento

O sinal coletado passou por um filtro passa-faixa de 2 a 40 Hz (Butterworth 6ª ordem) e foi janelado a cada 4 segundos, com sobreposição de 0,25 segundos. A escolha da duração da janela foi objeto de estudo de Pinto (2011), que relatou taxas de detecção acima de 70% para técnicas ORD aplicadas a janelas de EEG de 4 segundos.

### 4.3.2 Extração de características

A técnica utilizada durante o teste *online* foi a Coerência Múltipla, utilizando quatro derivações de EEG (O1, O2, P7 e P8). Assim,  $\hat{\kappa}_N^2(f)$  e  $\hat{\kappa}_{N_{crit}}^2$  foram calculado usando-se, respectivamente, as equações 3.9 e 3.12 com  $N=4$ ,  $\alpha=0,05$  e  $M=8$ , 32 e 15 épocas, respectivamente, para as frequências 10, 8 e 7,75 Hz.

A variação do número de épocas é importante para detecção, pois permite que as épocas tenham número inteiro de ciclos de cada uma das frequências de interesse, minimizando o espalhamento espectral.

- Posteriormente, os sinais foram processados (*offline*) utilizando-se as técnicas MSC e TFE para comparação de desempenho entre as três técnicas. Os parâmetros utilizados no experimento *online* foram mantidos para este propósito.

### 4.3.3 Classificação

Para identificação positiva de um comando (frente, direita ou esquerda), empregou-se o método proposto por Braga *et al.* (2012). Este método verifica a ocorrência de 5 detecções em uma determinada frequência e, em seguida, se 3 destas foram consecutivas, considera-se identificação positiva de um comando. Caso estas condições não sejam satisfeitas por um período de 10 segundos, nova contagem é iniciada. Se não ocorrerem detecções, nenhum comando é enviado à cadeira.

### 4.3.4 Envio de comandos

Um microcontrolador PIC18F2550 foi utilizado para o envio de comandos para a cadeira de rodas. O circuito desenvolvido para o controle da cadeira se constituiu em trabalho de Iniciação Científica realizado por Gilberto Guimarães.

Com a finalidade de minimizar o envio de comandos errados foi implementada uma máquina de estados, representada pela Tabela 4.2 e pela Figura 4.5. Ao transitar entre estados que representam ação (Frente, Direita e Esquerda), a máquina sempre passa pelo estado “Parado”, que está associado à espera por um comando de movimento.

Tabela 4.2 - Máquina de estados

		Comando atual			
		Parado	Frente	Direita	Esquerda
Comando anterior	Parado	P	F	D	E
	Frente	P	F	P	P
	Direita	P	P	D	P
	Esquerda	P	P	P	E

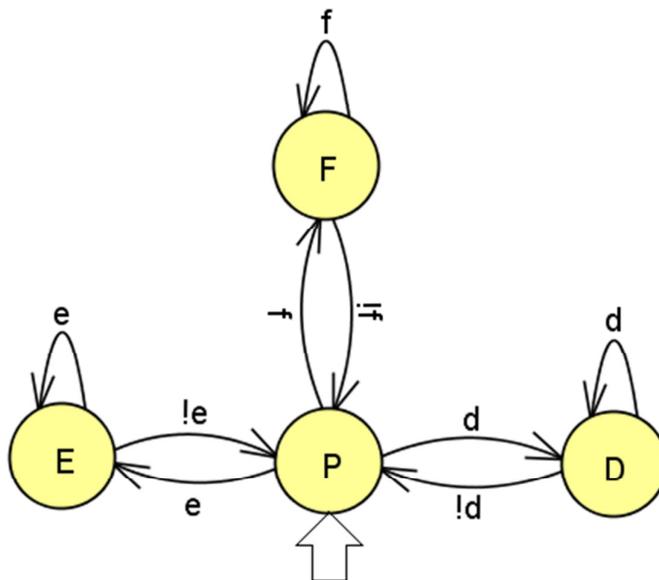


Figura 4.5 - Máquina de estados

#### **4.3.5 Avaliação de desempenho da ICM**

Para avaliar a eficiência da ICM proposta foram calculados sete parâmetros: número de detecções (DET), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), tempo médio entre detecções (TMD) e taxa de falsos positivos (FP). O número máximo de detecções possíveis neste experimento é 432, com tempo médio (TMD) de 1,25 segundo entre cada uma. Considerando uma taxa de acertos de 100%, a ITR máxima é de 76,1 bits/min.

## 5 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados do estudo comparativo de detecção de resposta à estimulação em ambientes escotópico e fotópico, além da comparação entre técnicas ORD para identificação de comandos e controle da cadeira de rodas. Parte destes resultados foram publicado em Tannus *et al.* (2013).

### 5.1 Formas de onda e representação no domínio da frequência

A Figura 5.1a mostra um trecho de 20 segundos do sinal de EEG, coletado durante estimulação de 7,75 Hz, e sua respectiva Transformada Discreta de Fourier (Figura 5.1b).

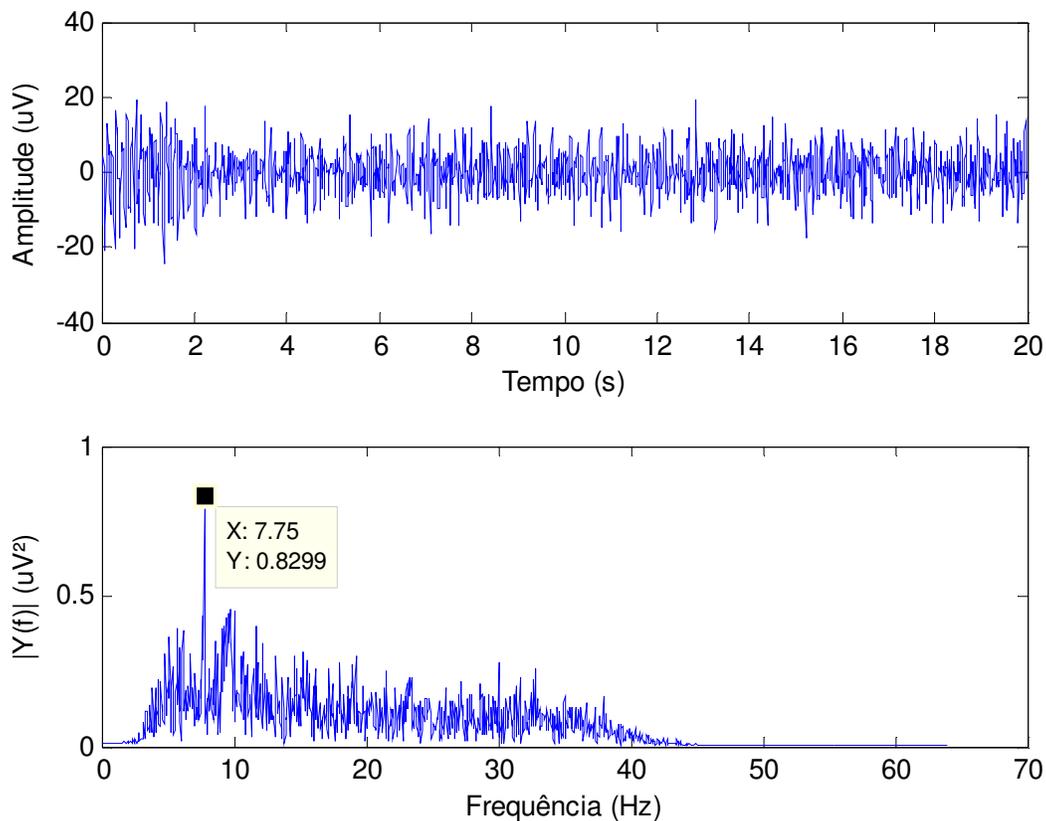


Figura 5.1 – Exemplo de a) forma de onda de PEV-RP com estimulação a 7.75 e b) FFT do sinal.

## 5.2 Investigação de frequências com melhor resposta e influência da luminosidade ambiente

As taxas de detecção para as derivações [O1], [O2], [P7] e [P8], na condição escotópica, utilizando a MSC, são apresentadas para quatro diferentes trechos de  $M = 11$  épocas de EEG com o objetivo de identificar efeitos de habituação (Figura 5.2). Como pode ser observado, não há evidências de adaptação ao estímulo para nenhuma das frequências, visto que não houve decréscimo evidente nas taxas de detecção durante o experimento.

Na mesma figura também é possível notar que as frequências de 7 e 8 Hz apresentaram a melhor taxa de detecção, alcançando pelo menos 80% para todos os trechos na derivação [O2]. Uma taxa de 100% foi alcançada para 8 Hz em [P8]. Por outro lado, as frequências de 6 e 8 Hz obtiveram o pior desempenho, com menos de 70% de detecção em todas as derivações. Uma maior flutuação nas porcentagens foi observada para 9 e 10 Hz, com mais de 80% em alguns trechos e menos de 60% em outros, considerando [O2], [P7] e [P8].

Para a condição fotópica, as taxas de detecção foram menores que 60% na maioria das frequências analisadas, independente da derivação ou conjunto analisado, apesar de ter ocorrido taxa de 100% para 11 Hz em [O2] e 10 Hz em [P7] (Figura 5.3).

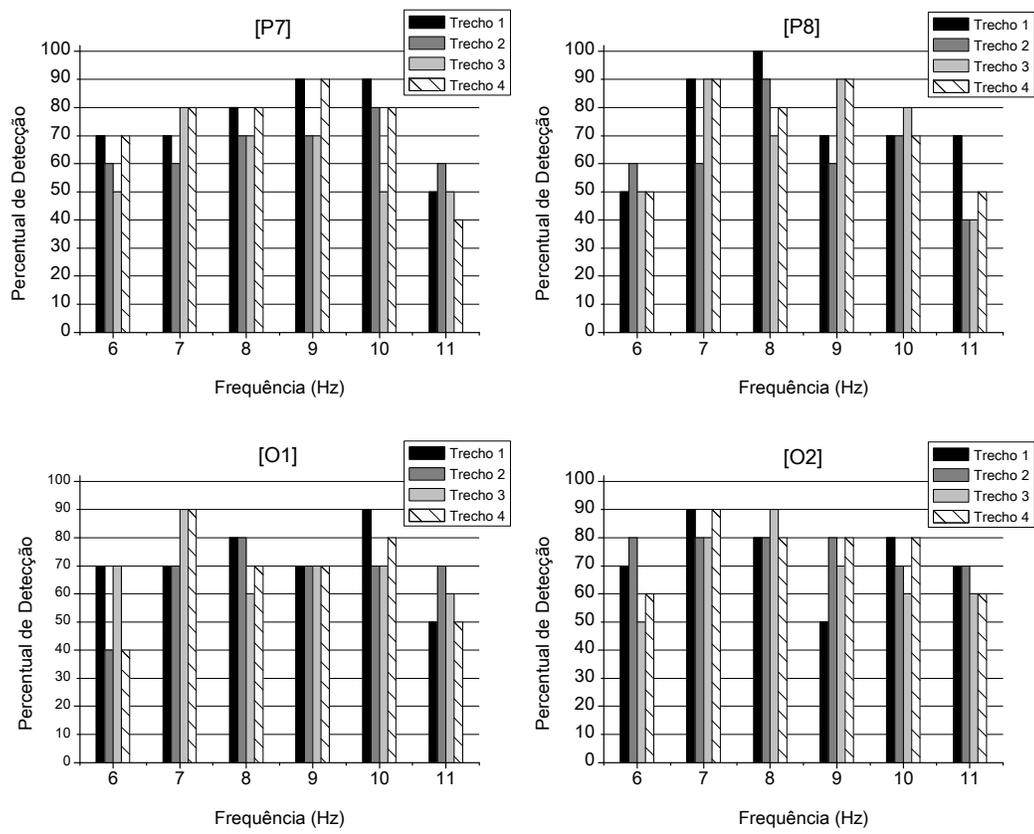


Figura 5.2 - Taxas de detecção para a MSC nas derivações occipitais e parietais para M = 11 na condição escotópica.

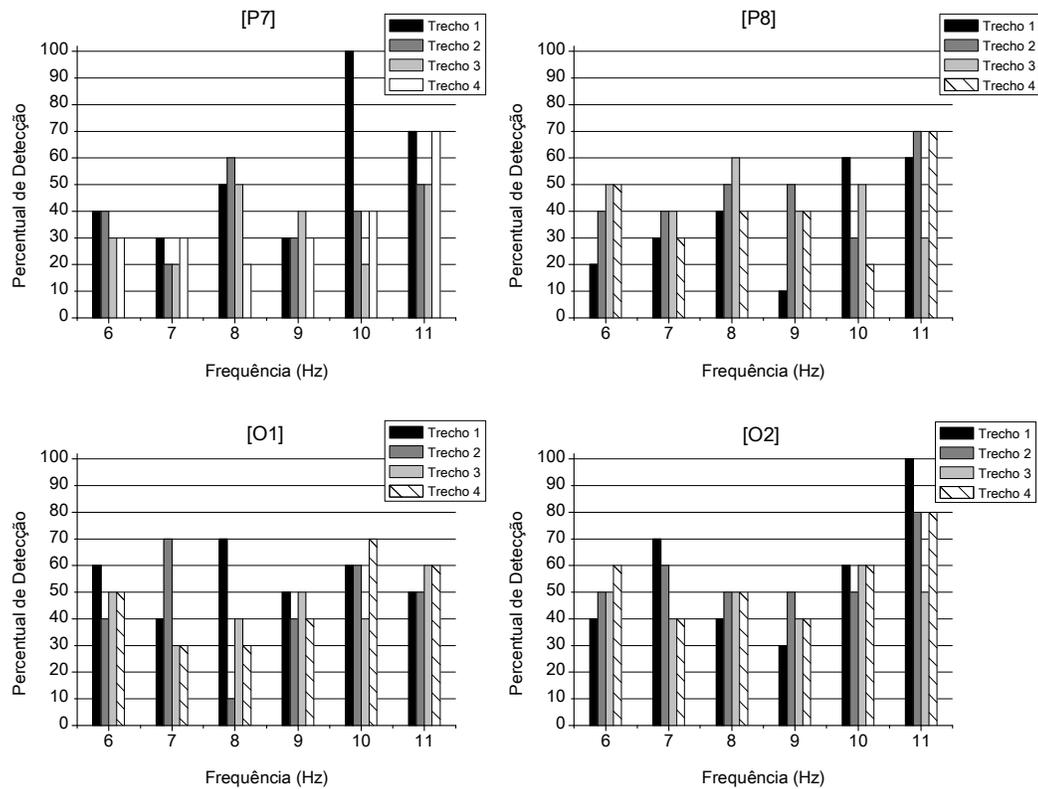


Figura 5.3 - Taxas de detecção para a MSC nas derivações occipitais e parietais para  $M = 11$  na condição fotópica.

As taxas de detecção para a MSC aplicada ao primeiro conjunto de 11 épocas são mostradas na Figura 5.4 para as condições escotópica e fotópica. Como pode ser visto, as porcentagens de detecção diminuíram para a maioria das frequências em todas as derivações, exceto para 10 Hz em [P7] e 11 Hz em [P8], [O1] e [O2]. No entanto, o teste de proporção indicou diferença estatisticamente significativa ( $\alpha=0,05$ ) apenas em [P7] para 7 e 9 Hz e em [P8] para 6,7, 8 e 9 Hz.

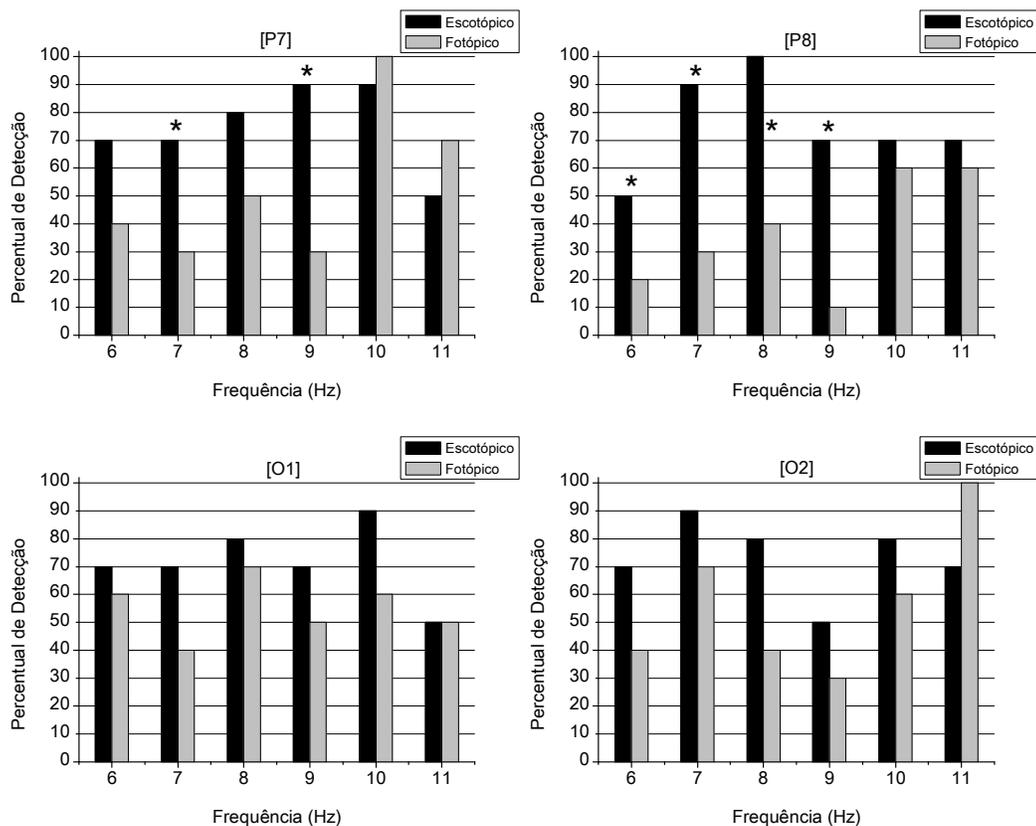


Figura 5.4 – Comparação entre as taxas de detecção (MSC) para condição escotópica e fotópica para o primeiro conjunto de  $M = 11$  épocas para todas as derivações. \* indica diferença estatisticamente significativa entre taxas de detecção.

A Figura 5.5 apresenta as porcentagens de detecção para a Coerência Múltipla aplicada a quatro diferentes combinações de derivações: [O1-O2], [O1-O2-P7], [O1-O2-P8] e [O1-O2-P7-P8]. A combinação [O1-O2] apresentou taxas de no mínimo 80% para 7, 10 e 11 Hz para ambas as condições. Para combinações de 3 derivações ([O1-O2-P7] e [O1-O2-P8]) taxas superiores a 90% foram alcançadas tanto em condição fotópica como em escotópica para 7, 8 e 10 Hz. Por fim, [O1-O2-P7-P8] apresentou taxas de 100% para 8 e 10 Hz, com percentual inferior a 80% apenas na frequência de 9 Hz em situação fotópica. Entretanto, o teste de proporção não apontou diferença significativa para quaisquer taxas de detecção quando comparadas as duas condições.

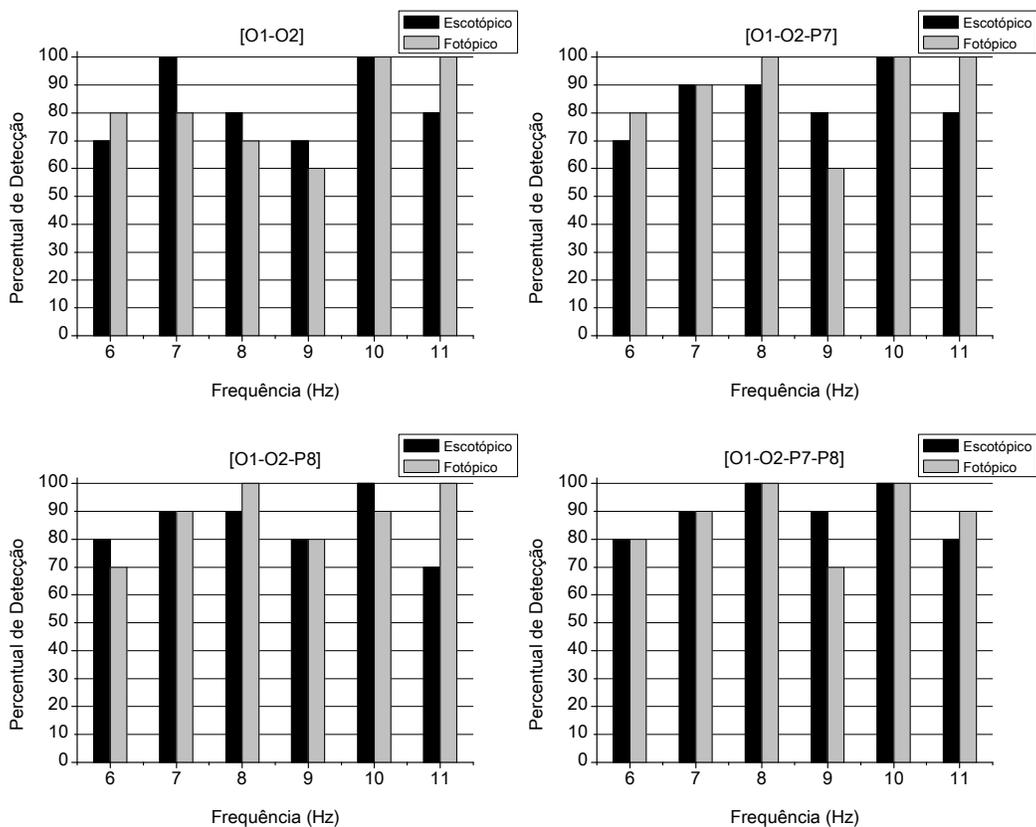


Figura 5.5 - Comparação entre as taxas de detecção (MC) para condição escotópica e fotópica para o primeiro conjunto de  $M = 11$  épocas para todas as derivações.

### 5.3 Teste da Interface Cérebro Máquina

Esta seção apresenta os resultados de desempenho de cada uma das técnicas ORD investigadas, Teste F Espectral (TFE), Magnitude Quadrática da Coerência (MSC) e Coerência Múltipla, bem como realiza comparação entre as mesmas segundo as diferentes métricas avaliadas neste trabalho.

#### 5.3.1 TFE

Os resultados para as métricas obtidas com aplicação do Teste F Espectral (TFE) são mostrados na Tabela 5.1 e descritos detalhadamente a seguir.

A avaliação de número de detecções (DET) mostra que o voluntário #27 enviou 344 comandos e o voluntário #15 apenas 95, sendo estes, respectivamente, o maior e o menor número de comandos enviados utilizando esta técnica de extração de características. Dos 34 voluntários, 5 obtiveram mais do que 300 detecções (de 432 possíveis), e 14 voluntários mais do que 200, conforme se pode observar pelo histograma de DET (Figura 5.6).

O histograma do tempo médio de detecção (TMD) (Figura 5.7) mostrou que para a maioria dos voluntários (29 indivíduos) esta duração foi de menos de 4 segundos, sendo o TMD médio de 3 segundos (Tabela 5.1).

A Figura 5.8 mostra o histograma para a taxa de acertos. A média de classificações (DET) utilizando o TFE foi de aproximadamente 199 comandos, sendo que cerca de 80% foram classificados corretamente. Como se pode notar pela Tabela 5.1, a maior taxa de acertos foi alcançada pelo voluntário #27, com 92,7% de comandos corretos. Outros quinze voluntários obtiveram TA acima de 85%. Um total de cinco pessoas (15% da casuística) atingiu menos de 70% de acertos nos testes, sendo a pior taxa de acertos de 39,2 % para o voluntário #28.

O histograma para a taxa de transferência de informação (ITR) é apresentado na Figura 5.9. A ITR foi superior a 20 bits/minuto para 13 voluntários e só excedeu os 35 bits/min para quatro participantes. Para cerca de metade dos voluntários (16 indivíduos), a ITR ficou entre 5 e 20 bits/min. O voluntário #27 obteve 43,4 bits/min, alcançando a maior ITR e sendo o único a superar 40 bits/min. Por outro lado, o participante #28 obteve a mais baixa ITR, com 0,2 bits/min, devido à baixa taxa de acertos (inferior a 40%) alcançada. A ITR média foi de 17,5 bits/min (Tabela 5.1).

A taxa de falsos positivos para direção 'Frente' (FPF) excedeu o valor de  $\alpha$  para 24 voluntários (Tabela 5.1). Já FPD e FPE foram maiores que 5% para 7 e 12 voluntários, respectivamente.

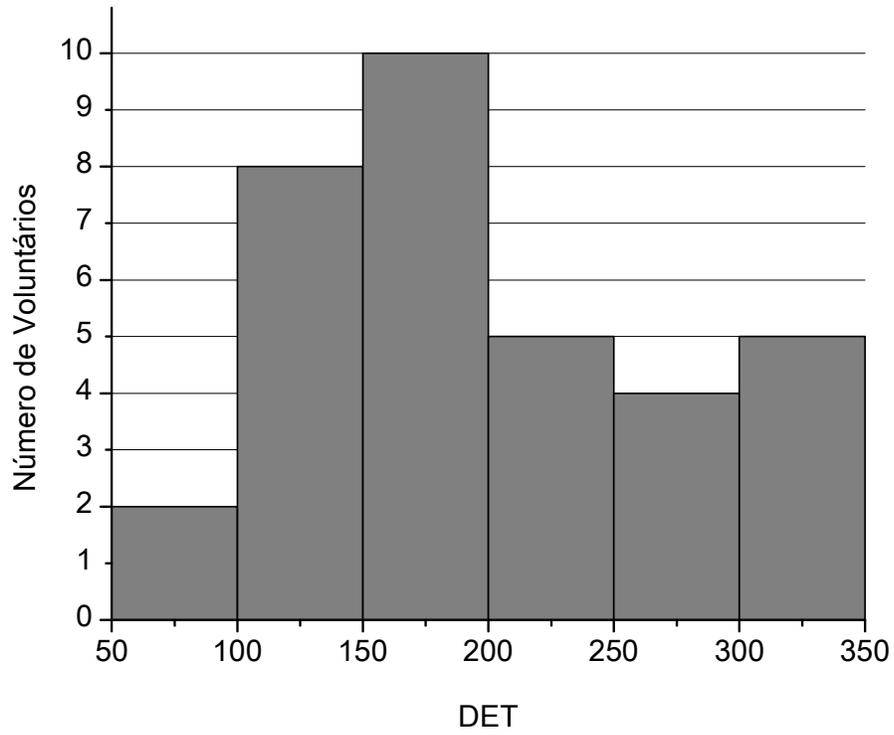


Figura 5.6 - Histograma de número de detecções (DET).

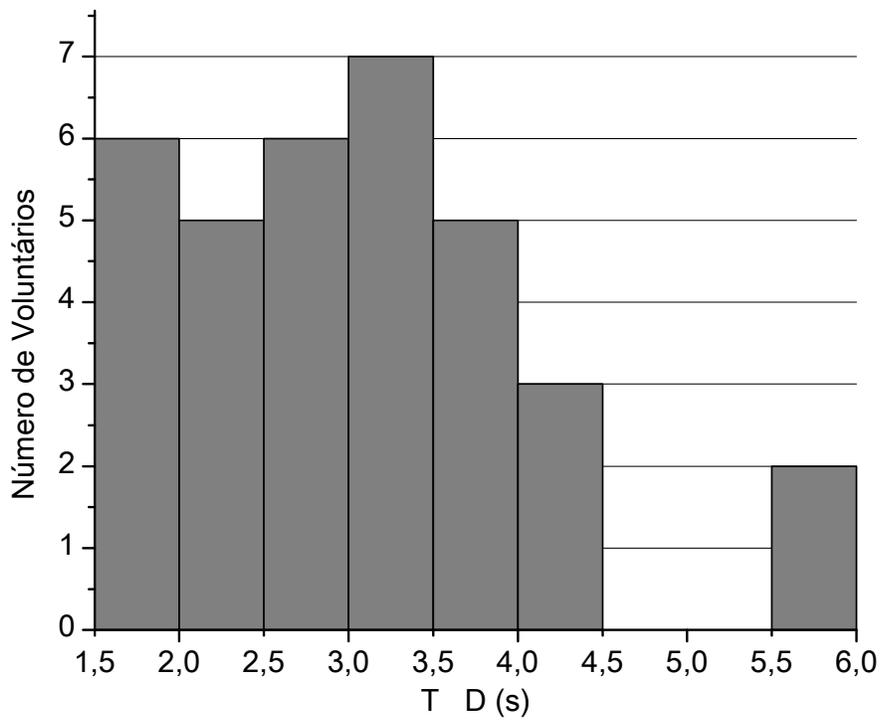


Figura 5.7 - Histograma de tempo médio entre detecções (TMD) para TFE.

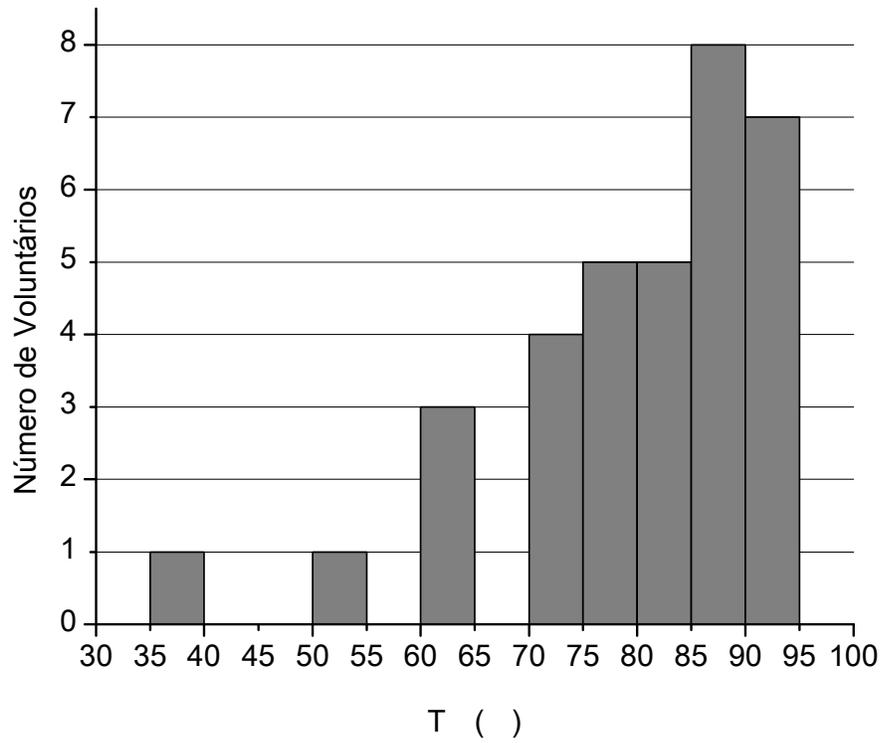


Figura 5.8 - Histograma de taxa de acertos para TFE.

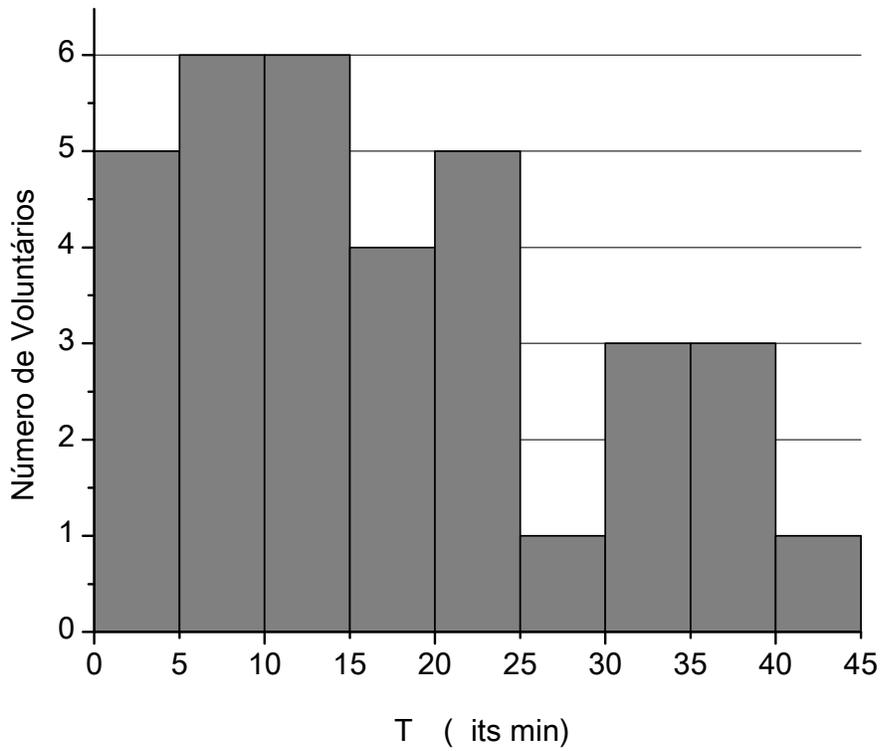


Figura 5.9 - Histograma de ITR para TFE.

Tabela 5.1 –Número de detecções (DET), tempo médio entre detecções (TMD), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), taxa de falsos positivos na direção FRENTE (FPF), na direção DIREITA (FPD) e na direção ESQUERDA (FPE) para o TFE.

Voluntário	DET	TMD (s)	TA (%)	ITR (bits/min)	FPF (%)	FPD (%)	FPE (%)
1	129	4,2	72,1	6,5	22,5	4,7	0,8
2	140	3,9	50,7	1,4	32,9	8,6	7,9
3	174	3,1	81,0	13,4	12,6	3,4	2,9
4	267	2,0	90,3	30,5	6,0	2,6	1,1
5	163	3,3	88,3	17,2	3,7	5,5	2,5
6	245	2,2	87,3	24,8	4,9	3,3	4,5
7	130	4,2	64,6	4,2	15,4	6,2	13,8
8	229	2,4	86,9	22,7	7,0	2,6	3,5
9	157	3,4	85,4	14,6	5,7	5,1	3,8
10	287	1,9	88,5	30,5	6,3	3,1	2,1
11	183	3,0	84,7	16,6	10,9	3,3	1,1
12	191	2,8	91,1	22,6	1,0	3,7	4,2
13	145	3,7	78,6	10,0	10,3	6,9	4,1
14	158	3,4	84,2	14,0	10,1	3,8	1,9
15	95	5,7	70,5	4,4	20,0	6,3	3,2
16	251	2,2	86,9	24,9	4,0	4,4	4,8
17	97	5,6	62,9	2,8	16,5	11,3	9,3
18	321	1,7	90,3	36,7	3,7	2,8	3,1
19	146	3,7	76,7	9,2	12,3	7,5	3,4
20	204	2,6	80,4	15,3	14,2	2,9	2,5
21	126	4,3	71,4	6,1	10,3	10,3	7,9
22	203	2,7	90,6	23,5	3,9	3,0	2,5
23	169	3,2	78,1	11,4	9,5	7,1	5,3
24	311	1,7	89,4	34,2	4,2	2,3	4,2
25	198	2,7	83,8	17,3	7,1	3,5	5,6
26	310	1,7	91,3	36,9	2,9	2,9	2,9
27	344	1,6	92,7	43,4	2,9	2,9	1,5
28	204	2,6	39,2	0,2	58,8	1,5	0,5
29	148	3,6	77,0	9,5	16,2	2,7	4,1
30	314	1,7	91,4	37,5	5,1	1,0	2,5
31	170	3,2	64,1	5,4	29,4	4,1	2,4
32	160	3,4	78,1	10,8	13,1	6,3	2,5
33	251	2,2	89,6	27,9	3,6	2,8	4,0
34	140	3,9	74,3	7,9	12,1	7,1	6,4
Média	198,8	3,0	79,8	17,5	11,7	4,6	3,9
Desvio padrão	68,6	1,0	12,3	11,9	11,2	2,4	2,7

A Figura 5.10 mostra as taxas de detecção para cada direção usando o TFE. Considerando que os comandos são igualmente distribuídos entre as três direções, seria esperado que cada uma delas apresentasse cerca de 33%. No entanto, pode-se notar que a direção 'Frente' teve proporcionalmente mais detecções que as outras direções para quase todos os voluntários. Dezesete participantes do experimento apresentaram percentual de detecção acima de 50% para essa direção. Apenas os voluntários 1, 4, 9, 26 e 27 obtiveram proporções semelhantes para as três direções.

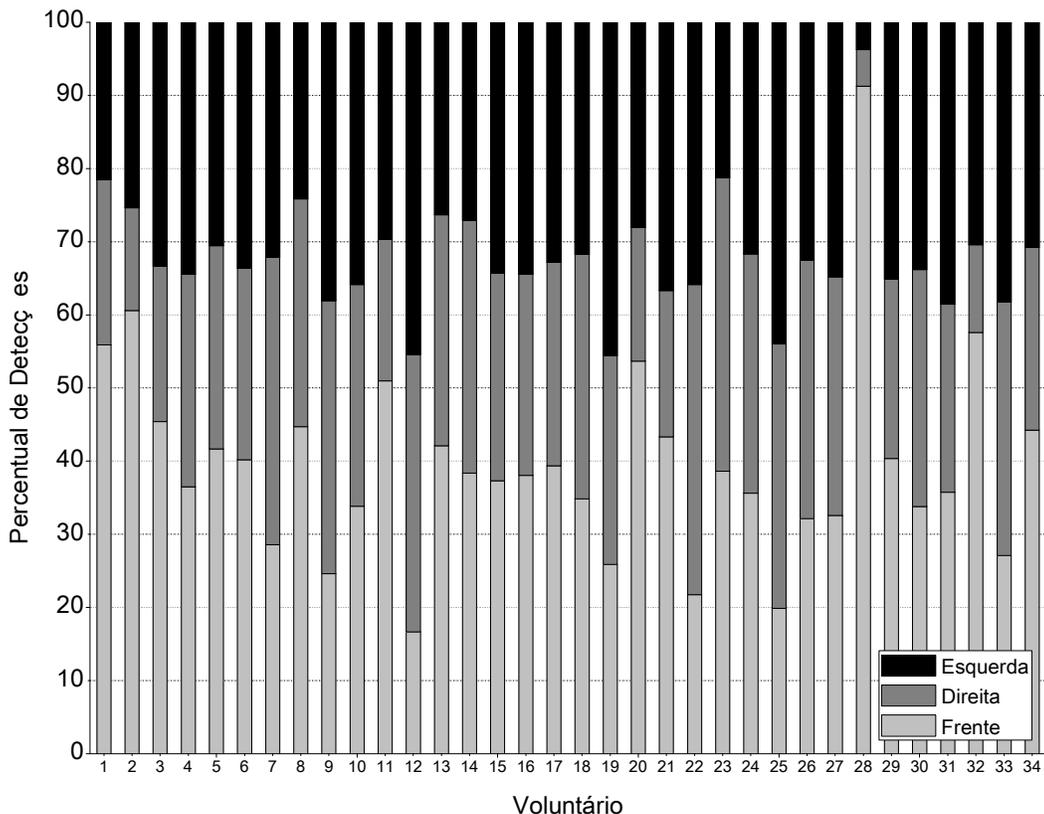


Figura 5.10 – Percentual de Detecção por voluntário para cada direção utilizando TFE.

### 5.3.2 MSC

Os dados referentes ao desempenho de cada voluntário, analisados utilizando o processamento com a MSC, são mostrados na Tabela 5.2

O maior número de comandos foi enviado pelo voluntário #27 (mesmo encontrado com o TFE), com 346 comandos. Já o menor número foi obtido pelo

voluntário 17, com 100 comandos. Dezenove voluntários (56% da casuística) apresentaram menos de 200 comandos enviados (Figura 5.11), indicando um desempenho inferior ao TFE.

O tempo médio entre detecções foi menor para os voluntários #26 e #27, com 1,6 segundo entre cada comando enviado. Por outro lado, o voluntário 17 obteve o maior TMD (5,4 segundos). Pelo histograma de TMD (Figura 5.12) é possível notar que a maior parte da casuística (27 voluntários) alcançaram tempo menor que 3,5 segundos entre o envio de comandos, com TMD médio superior ao TFE (3,0 segundos).

A taxa de detecção mais alta foi atingida pelo voluntário #4, que acertou 93,633% dos comandos enviados para a cadeira e a mais baixa foi alcançada pelo voluntário #28, que obteve sucesso em apenas 43,3%. Em média, TA foi de aproximadamente 80%. Metade dos voluntários obtiveram TA superior a 85% enquanto apenas 6 apresentaram desempenho inferior a 70% (Figura 5.13).

A maior ITR foi para o participante #27, que atingiu 41,74 bits/min (Tabela 5.2). Já a menor taxa averiguada foi a do voluntário #28, com valor inferior a 1 bit/min, resultado esperado visto que a TA deste indivíduo foi a menor do experimento utilizando a MSC. Um total de dezesseis voluntários apresentaram taxas de transferência de informação inferior a 15 bits/min, enquanto 10 obtiveram ITR superior a 25 bits/min, como mostra o histograma da Figura 5.14

A análise de falsos positivos mostra que 20 voluntários apresentaram FPF acima de 5%, 11 excederam o limiar para FPD e 9 para FPE.

A Figura 5.15 apresenta o percentual de detecções para cada direção. Para alguns voluntários foram observados números de detecções semelhantes para as três direções, indicando certa facilidade destes usuários para controlar a ICM. Por outro lado, alguns voluntários apresentaram dificuldade de controle da cadeira, tais como os participantes #12 e #25 para a frente e os indivíduos #19, #28 e #32 para a direita.

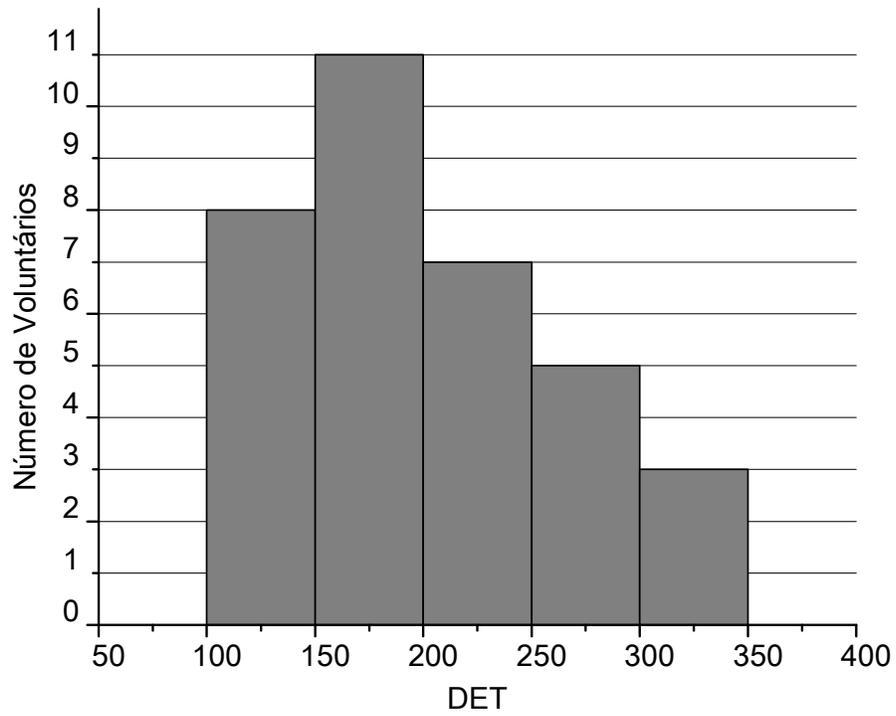


Figura 5.11 - Histograma de número de detecções (DET) para MSC.

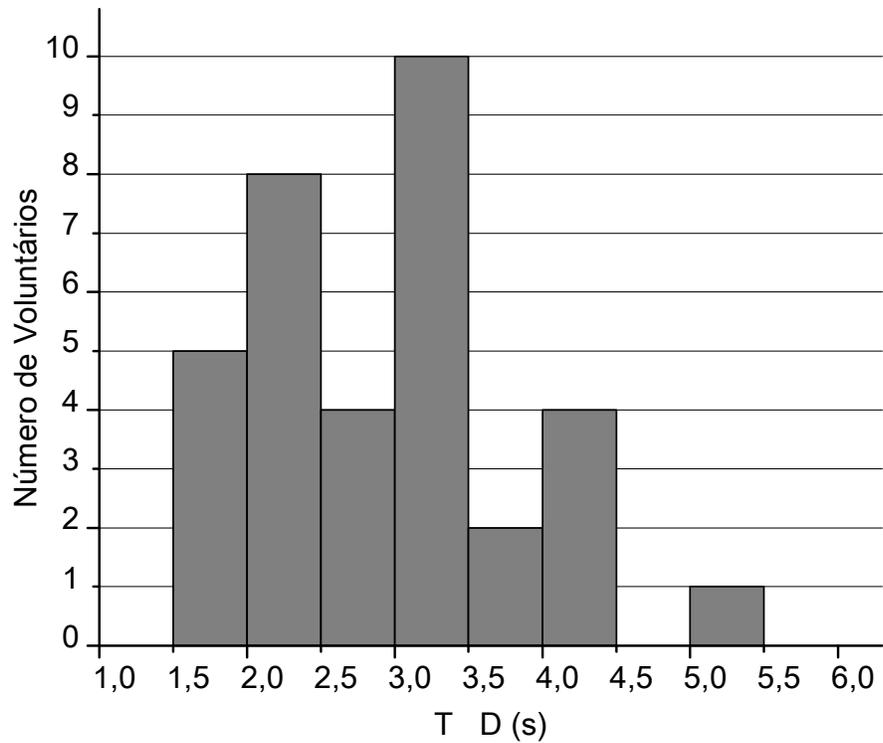


Figura 5.12 - Histograma de tempo médio entre detecções (TMD) para MSC.

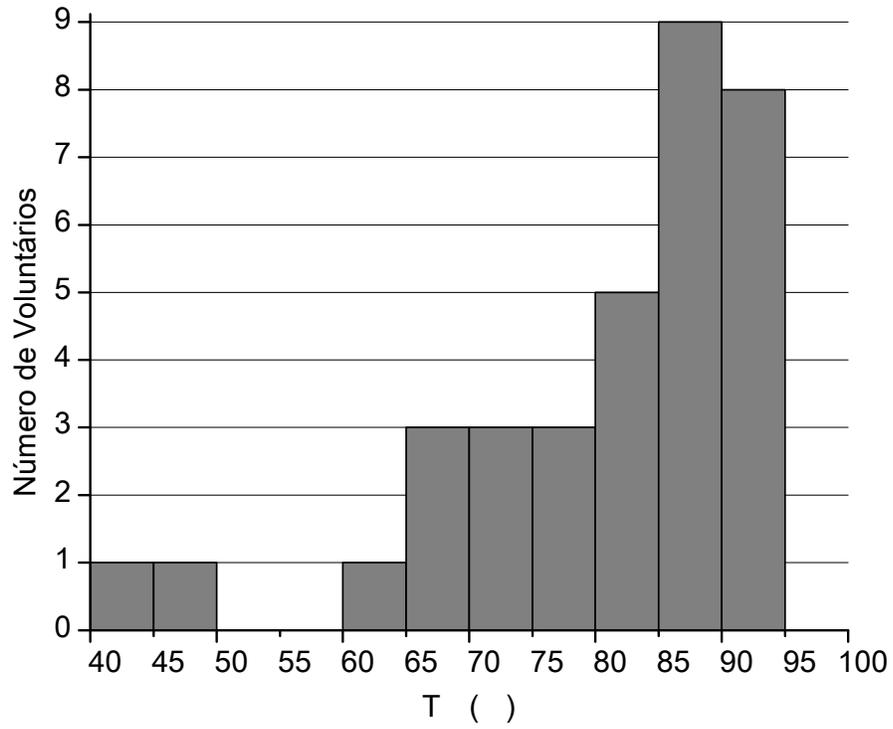


Figura 5.13 - Histograma de taxa de acertos para MSC.

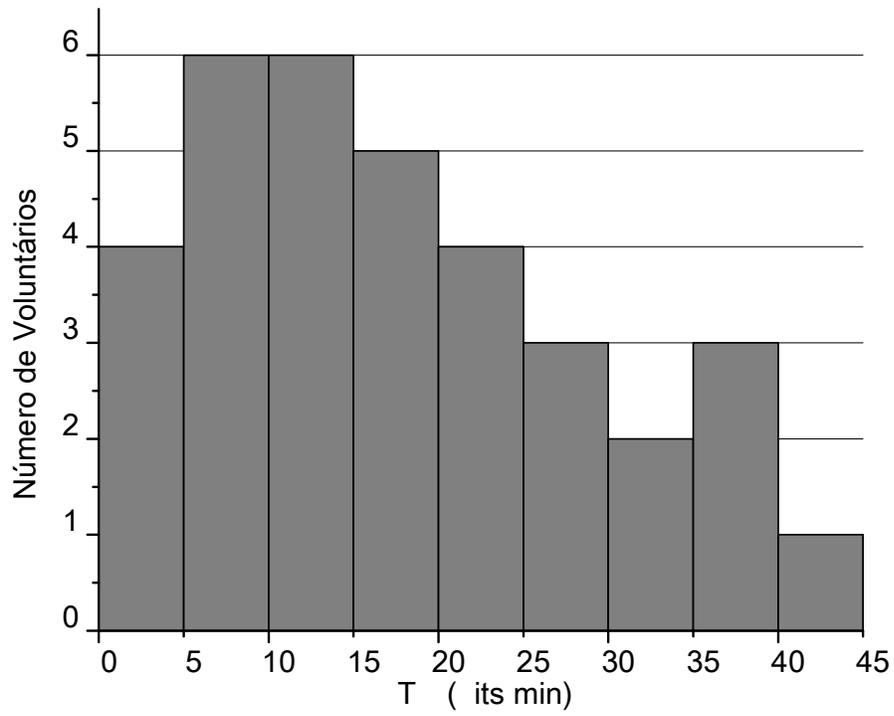


Figura 5.14 - Histograma ITR para MSC.

Tabela 5.2 - Número de detecções (DET), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), tempo médio entre detecções (TMD), taxa de falsos positivos na direção FRENTE (FPF), na direção DIREITA (FPD) e na direção ESQUERDA (FPE) para a MSC.

Voluntário	DET	TMD (s)	TA (%)	ITR (bits/min)	FPF (%)	FPD (%)	FPE (%)
1	147	3,7	75,5	8,8	15,0	6,1	3,4
2	161	3,4	49,1	1,4	24,2	14,3	12,4
3	162	3,3	81,5	12,8	14,8	2,5	1,2
4	267	2,0	93,6	35,0	1,9	2,2	2,2
5	149	3,6	88,6	15,9	4,7	3,4	3,4
6	247	2,2	86,6	24,3	4,0	4,9	4,5
7	123	4,4	67,5	4,8	20,3	6,5	5,7
8	244	2,2	88,5	25,9	5,3	3,3	2,9
9	168	3,2	83,9	14,7	6,0	6,5	3,6
10	258	2,1	90,7	30,0	4,3	2,3	2,7
11	201	2,7	85,6	18,9	8,5	4,5	1,5
12	191	2,8	92,1	23,5	2,6	2,1	3,1
13	135	4,0	85,2	12,5	8,9	4,4	1,5
14	165	3,3	85,5	15,4	10,9	2,4	1,2
15	125	4,3	73,6	6,8	12,0	4,0	10,4
16	228	2,4	85,1	21,0	3,9	4,8	6,1
17	100	5,4	61,0	2,6	18,0	14,0	7,0
18	302	1,8	90,1	34,2	3,0	3,3	3,6
19	171	3,2	72,5	8,8	17,0	6,4	4,1
20	205	2,6	80,5	15,4	13,2	2,0	4,4
21	129	4,2	67,4	5,0	12,4	12,4	7,8
22	205	2,6	89,3	22,5	4,9	5,4	0,5
23	176	3,1	77,3	11,4	9,7	8,0	5,1
24	287	1,9	92,0	35,1	2,1	3,1	2,8
25	221	2,4	84,6	19,9	5,0	5,0	5,4
26	328	1,6	91,8	39,8	3,0	2,7	2,4
27	346	1,6	91,6	41,7	2,9	4,0	1,4
28	180	3,0	43,3	0,6	53,9	1,1	1,7
29	163	3,3	82,2	13,2	11,0	3,7	3,1
30	294	1,8	91,8	35,8	4,1	1,7	2,4
31	149	3,6	68,5	6,1	22,8	4,0	4,7
32	175	3,1	79,4	12,6	10,9	6,9	2,9
33	254	2,1	89,4	27,9	3,9	3,9	2,8
34	156	3,5	72,4	8,0	12,8	7,1	7,7
Média	200,4	3,0	80,5	18,0	10,5	5,0	4,0
Desvio padrão	62,9	0,9	12,2	11,7	9,9	3,2	2,6

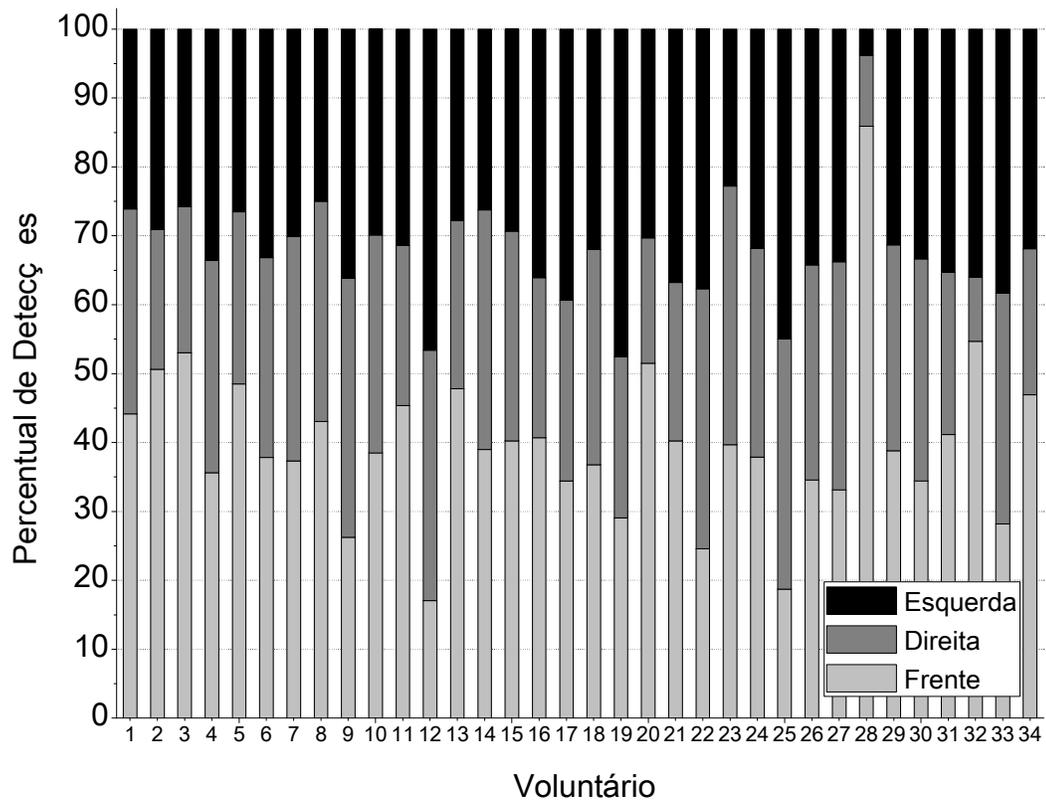


Figura 5.15 – Percentual de Detecções por voluntário para cada direção utilizando MSC.

### 5.3.3 MC

Os valores para cada métrica e todos os voluntários, utilizando a Coerência Múltipla como método de extração de parâmetros, são apresentados na Tabela 5.3, juntamente com a média e desvio padrão.

O parâmetro DET apresentou valor mais expressivo para o voluntário #18, que enviou 376 comandos à cadeira. Por sua vez, o voluntário #34 obteve a pior performance nesse quesito, com 91 comandos. Vinte e quatro voluntários (70% da casuística) enviaram mais de 200 comandos à cadeira, como mostra o histograma da Figura 5.16.

Assim como em DET, o voluntário #18 obteve o melhor desempenho em TMD, com 1,4 segundo entre cada comando enviado. E o participante #34 obteve tempo entre detecções de 6 segundos, alcançando o pior desempenho no

experimento. Em média foram enviados comandos à cadeira a cada 2,7 segundos, com a maior parte da casuística (cerca de 74%) apresentando TMD inferior a 3 segundos, conforme se nota pelo histograma da Figura 5.17.

No histograma da Figura 5.18 é possível notar que 23 voluntários obtiveram taxas de acerto superiores a 85% e que apenas 3 pessoas alcançaram menos que 75% de acerto. A maior taxa de acerto foi alcançada pelo voluntário #4, com 92,2% de detecções corretas (Tabela 5.3).

A ITR máxima foi de 43,7 bits/min, alcançada pelo voluntário #27 enquanto o menor valor foi atingido pelo voluntário #2, com 4,2 bits/min. É interessante notar que o participante com menor ITR obteve a segunda pior TA e o segundo valor mais baixo de DET, o que explica o baixo valor de taxa de transferência de informação. Nove participantes obtiveram ITR inferior a 15 bits/min, sendo que todos eles estão entre os 5 piores desempenhos em TA e/ou DET, enquanto doze voluntários obtiveram taxa superior a 30 bits/min, como mostra a Figura 5.19.

As taxas de detecção de falsos positivos para cada direção ultrapassaram o limiar de 5% estabelecido em várias ocasiões. Para 17 voluntários FPF excedeu este percentual. FPD e FPE excederam 5% para 11 e 3 voluntários, respectivamente.

A Figura 5.20 mostra o percentual de detecções para cada direção. Alguns participantes obtiveram uma proporção semelhante de comandos enviados em cada uma delas, como por exemplo os voluntários #4, #10, #27 e #30, indicando maior facilidade de controle da cadeira. Por outro lado, alguns indivíduos apresentaram dificuldade para enviar comandos para determinadas direções, tais como o voluntário #28 para a direita, os indivíduos #22, #25 e #34 para frente e o participante #2 para a esquerda.

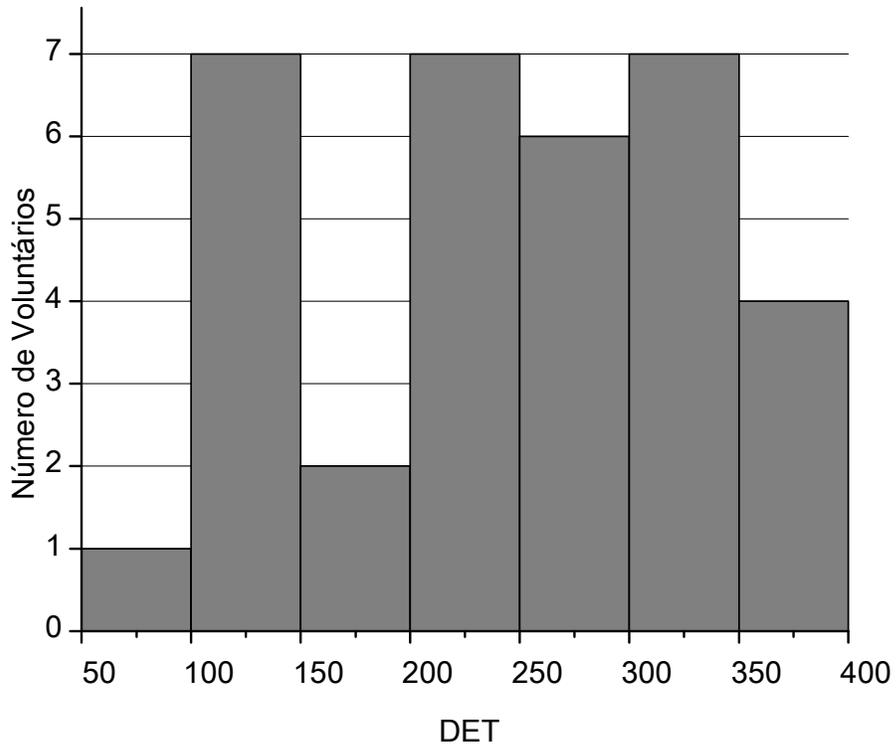


Figura 5.16 - Histograma de número de deteções (DET) para MC.

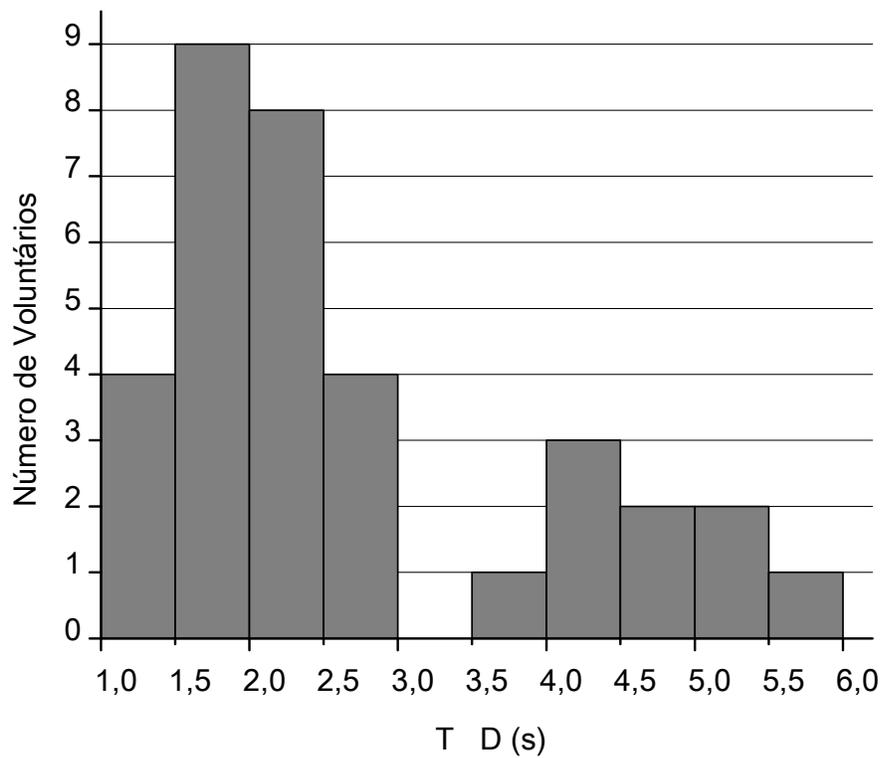


Figura 5.17 - Histograma de tempo médio entre deteções (TMD) para MC.

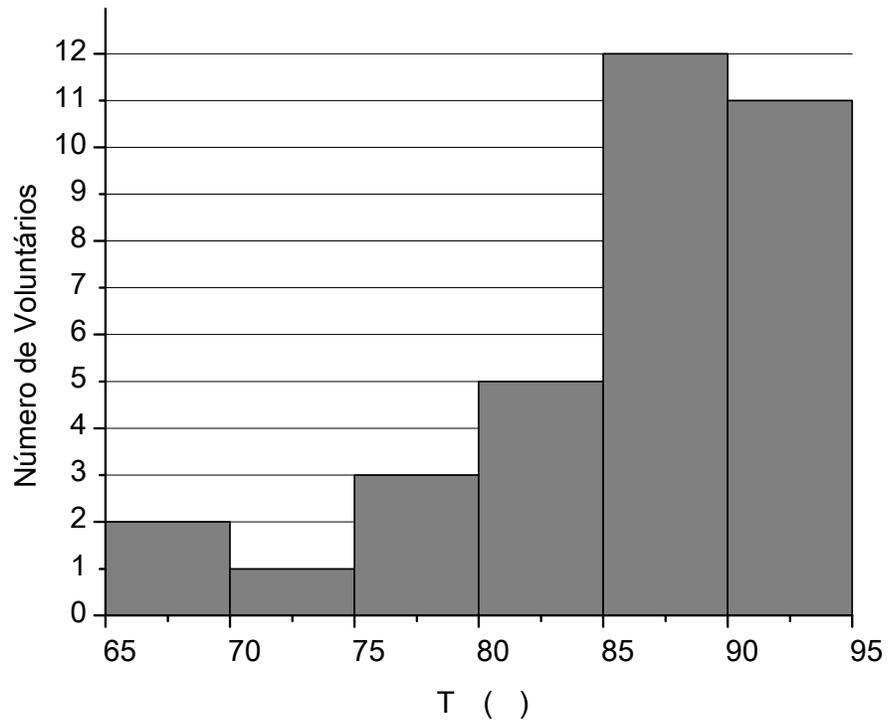


Figura 5.18 - Histograma de taxa de acertos para MC.

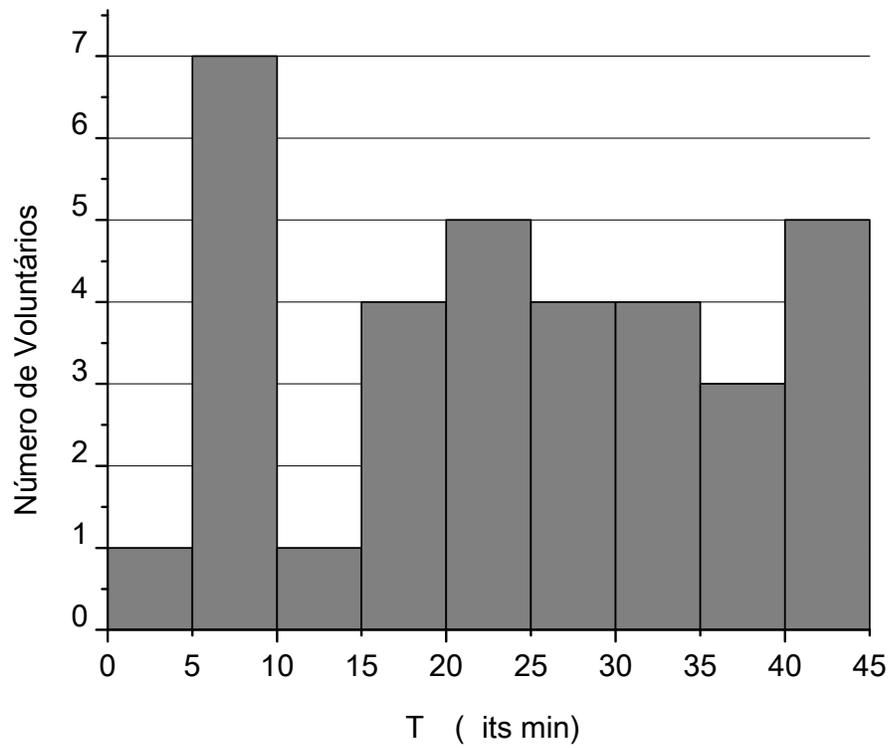


Figura 5.19 - Histograma ITR para MC.

Tabela 5.2 - Número de detecções (DET), taxa de acerto (TA), taxa de transferência de informação (ITR), tempo médio entre detecções (TMD), taxa de falsos positivos na direção FRENTE (FPF), na direção DIREITA (FPD) e na direção ESQUERDA (FPE) para Coerência Múltipla.

Voluntário	DET	TMD (s)	TA (%)	ITR (bits/min)	FPF (%)	FPD (%)	FPE (%)
1	124	4,4	87,1	12,4	6,5	5,6	0,8
2	100	5,5	69,0	4,2	17,0	7,0	7,0
3	308	1,8	83,8	26,8	11,4	2,9	1,9
4	245	2,2	92,2	30,3	2,4	2,9	2,4
5	368	1,5	73,1	19,5	23,1	2,2	1,6
6	266	2,0	87,2	26,8	3,8	4,1	4,9
7	119	4,6	82,4	9,7	10,9	2,5	4,2
8	235	2,3	86,8	23,2	8,1	3,0	2,1
9	110	5,0	77,3	7,1	10,9	9,1	2,7
10	342	1,6	89,2	37,3	5,3	2,6	2,9
11	264	2,1	91,3	31,4	3,4	3,8	1,5
12	320	1,7	92,2	39,5	2,8	2,8	2,2
13	210	2,6	90,0	23,7	2,9	5,2	1,9
14	155	3,5	90,3	17,7	7,1	1,3	1,3
15	107	5,1	85,0	9,8	6,5	6,5	1,9
16	294	1,9	79,9	21,6	13,7	3,8	2,7
17	132	4,1	75,8	8,0	9,8	9,8	4,5
18	376	1,4	88,6	40,0	4,5	3,7	3,2
19	234	2,3	86,3	22,7	7,3	4,3	2,1
20	291	1,9	89,0	31,5	5,1	2,7	3,1
21	122	4,5	82,0	9,8	3,3	8,2	6,6
22	262	2,1	89,3	28,8	2,3	6,1	2,3
23	196	2,8	84,7	17,7	3,4	4,6	3,8
24	364	1,5	91,2	43,2	4,7	2,2	1,9
25	215	2,5	88,4	22,7	1,9	5,1	4,7
26	312	1,7	90,7	36,3	3,5	2,9	2,9
27	373	1,5	90,9	43,7	3,2	3,5	2,4
28	250	2,2	67,6	9,8	25,6	4,8	2,0
29	204	2,7	85,3	18,9	3,9	7,4	3,4
30	332	1,6	92,2	41,0	2,7	2,4	2,7
31	317	1,7	87,4	32,1	7,9	3,5	1,3
32	231	2,4	90,9	27,1	4,8	2,4	2,9
33	341	1,6	91,2	40,4	1,5	1,2	3,2
34	91	6,0	80,2	6,8	6,6	6,6	6,6
Média	241,5	2,7	85,5	24,2	7,0	4,3	3,0
Desvio padrão	90,2	1,3	6,6	11,9	5,7	2,2	1,5

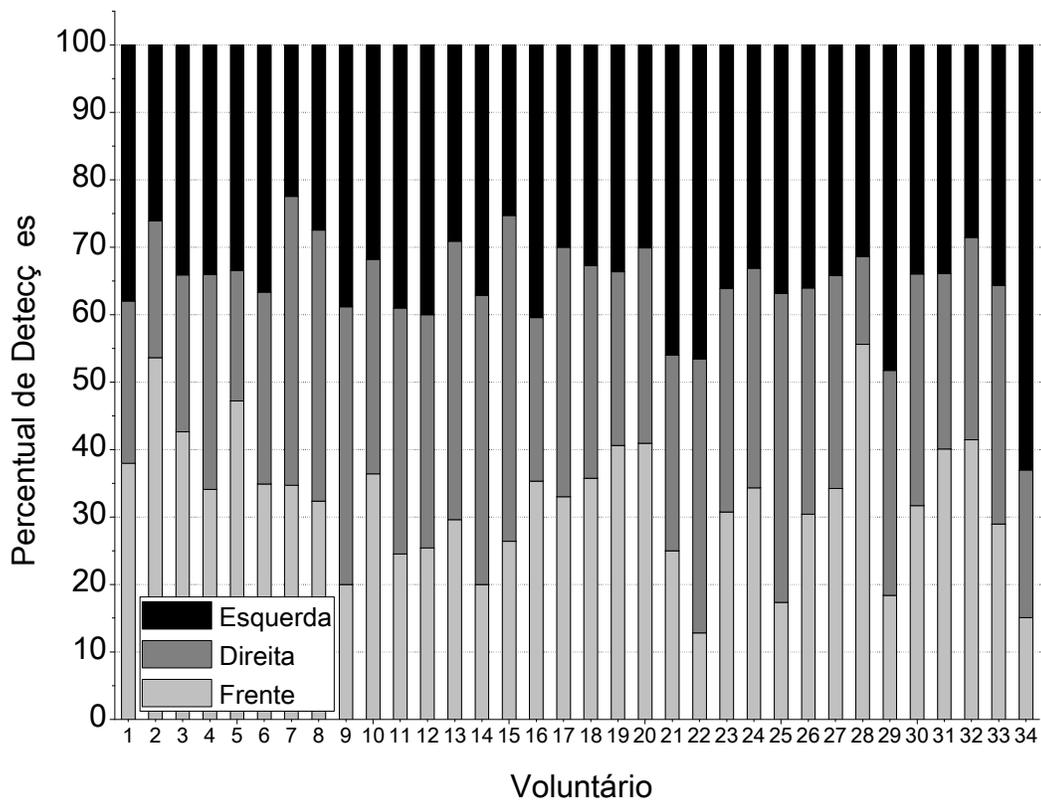


Figura 5.20 – Percentual de Detecções por voluntário para cada direção utilizando MC.

## 5.4 Comparativo entre as técnicas

Esta seção apresenta um comparativo entre as técnicas ORD investigadas, empregando-se testes estatísticos para diferenciar seus desempenhos segundo as métricas estudadas.

A Figura 5.21 apresenta o Boxplot do parâmetro DET, permitindo a comparação entre as três técnicas estudadas. A maior mediana foi obtida utilizando a Coerência Múltipla (MC), que alcançou 247,5 comandos enviados. As duas técnicas univariadas apresentaram desempenho semelhante, com mediana de aproximadamente 178 comandos. Também nessa figura é possível observar que a maior variância ocorre para a MC, e a menor para a MSC.

O teste não-paramétrico de Friedman com Post-Hoc de “Tukey-Kramer” apontou diferença significativa entre o número de detecções utilizando a MC em comparação com o TFE (valor- $p=0,0018$ ), com vantagem para a primeira. No entanto, entre a MSC e as outras duas técnicas não houve indicação de diferença significativa (MSC vs TFE: valor- $p=0,201$ ; MSC vs MC: valor- $p=0,201$ ).

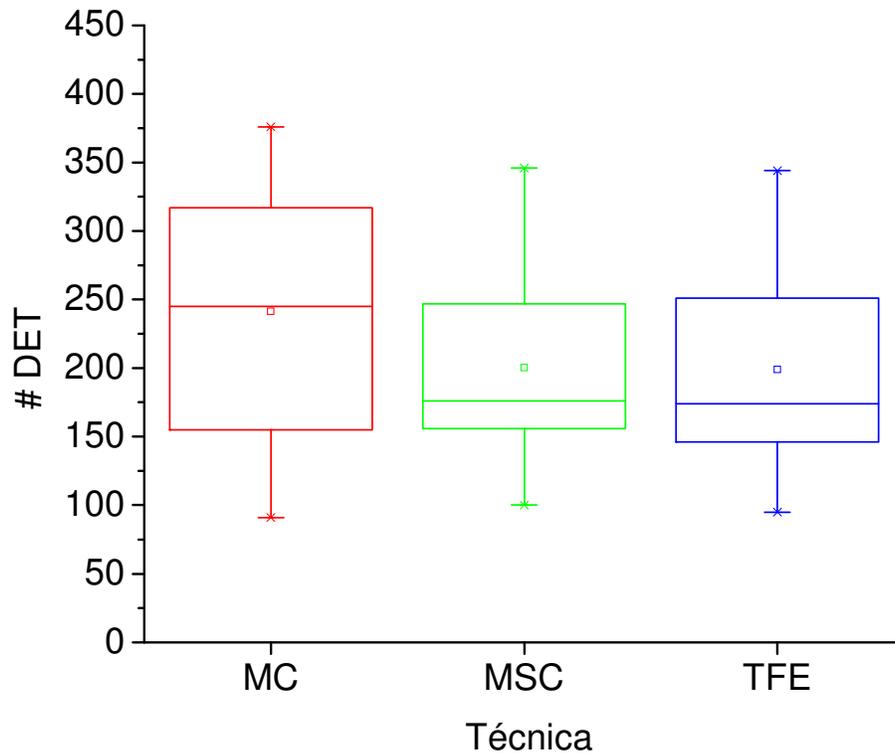


Figura 5.21 – Boxplot para o parâmetro DET.

Para TMD, assim como observado para DET, os desempenhos da MSC e do TFE foram bastante semelhantes (Figura 5.22), com mediana próxima a 3 segundos. A MC, por outro lado, obteve desempenho superior, com mediana igual a 2,2 segundos. Também para este parâmetro, o teste de Friedman não apontou diferença significativa entre a MSC e as outras duas técnicas (valor- $p > 0,15$ ), mostrando, entretanto, diferença estatística entre MC e TFE (p-valor: 0,045).

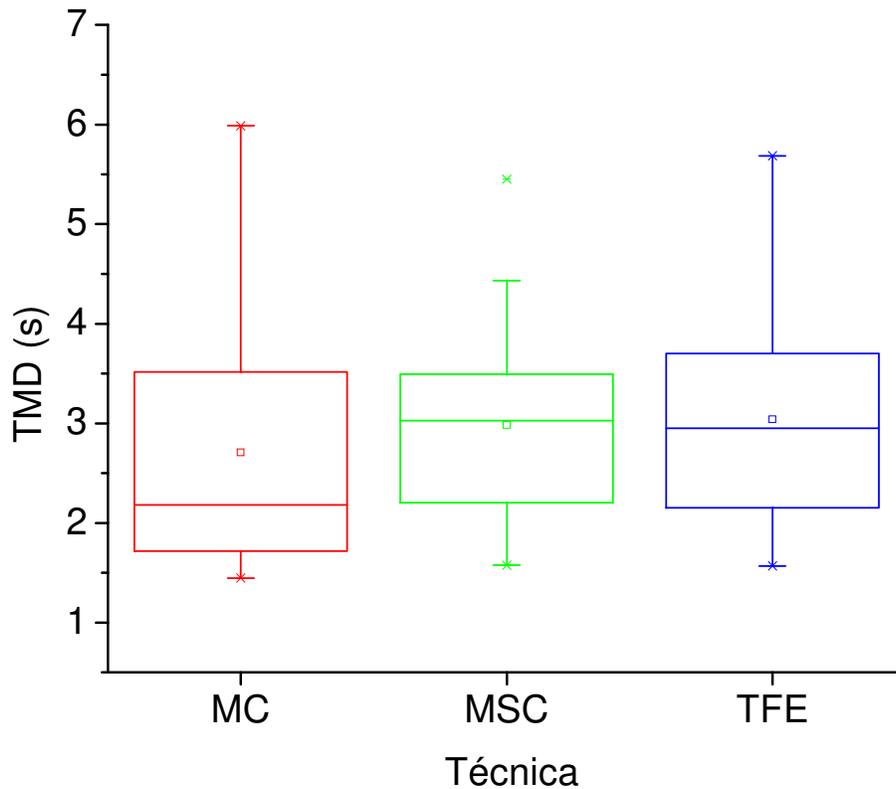


Figura 5.22 - Boxplot para o parâmetro TMD.

O boxplot para a Taxa de Acertos é apresentado na Figura 5.23. A mediana de TA foi maior quando a técnica MC foi empregada, com aproximadamente 87%. A mediana mais baixa ocorreu com a utilização do TFE (84%), apresentando valor semelhante para a MSC (84,8%).

A MC foi a técnica com menor variância, enquanto o TFE e MSC apresentaram dispersão semelhante. O teste estatístico não apontou diferença significativa entre a taxa de acertos da MSC em comparação com as outras

técnicas (valor- $p > 0,09$ ). No entanto, houve diferença significativa entre TFE e MC (valor- $p$ : 0,036).

A maior ITR mediana (Figura 5.24) foi obtida utilizando a MC, com aproximadamente 24 bits/min. A MSC e o TFE alcançaram, respectivamente, 15,4 e 14,9 bits/min. O Teste de Friedman apontou diferença estatística para as técnicas univariadas comparadas com a multivariada (valor- $p < 0,0002$ ), não mostrando diferença para as univariadas entre si (valor- $p$ : 0,67).

O gráfico da Figura 5.25 mostra um comparativo do número médio de detecções para cada direção, considerando-se todos os voluntários. É possível observar que, utilizando a MC, a média de comandos para cada direção foi bem distribuída, atingindo aproximadamente 33% para cada uma. No entanto, para TFE e MSC houve um maior número de detecções para a direção “Frente” (em torno de 40%), enquanto as direções ‘Direita’ e ‘Esquerda’ apresentaram proporção de 30%.

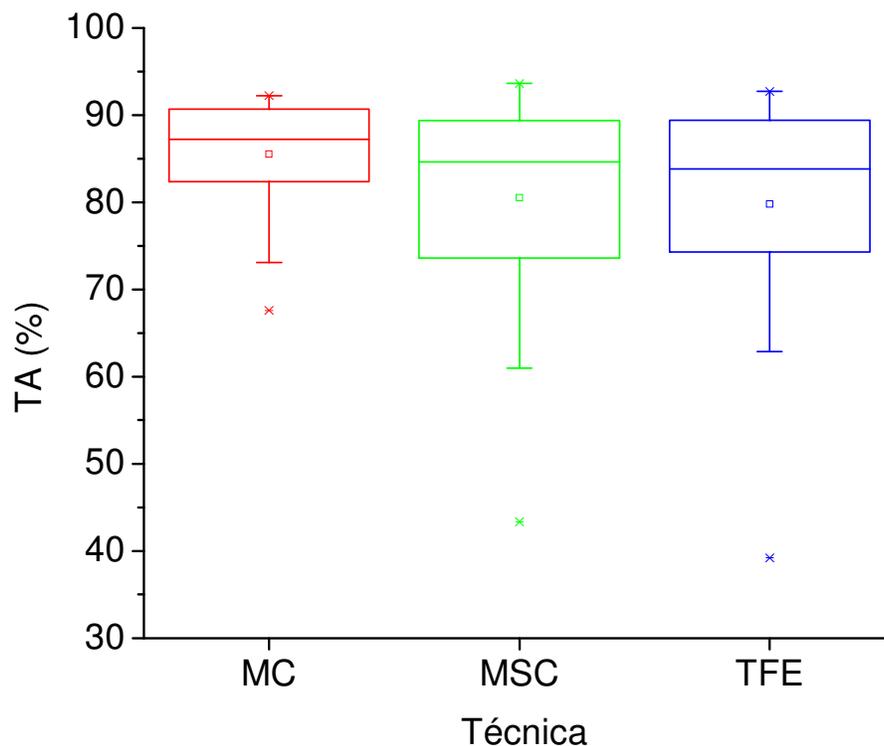


Figura 5.23 - Boxplot para o parâmetro TA.

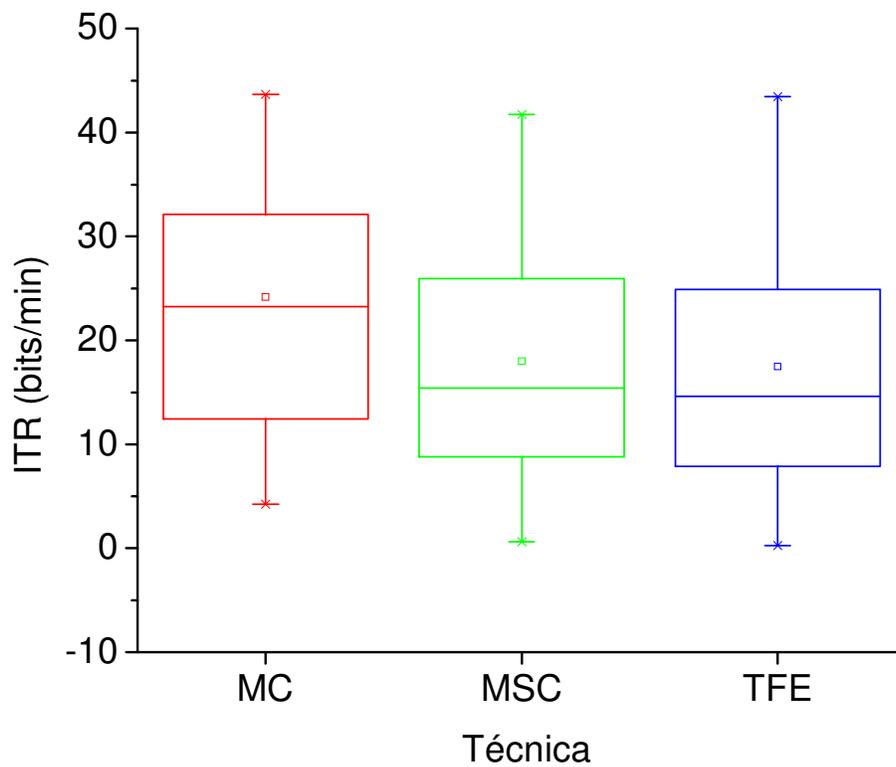


Figura 5.24 - Boxplot para o parâmetro ITR.

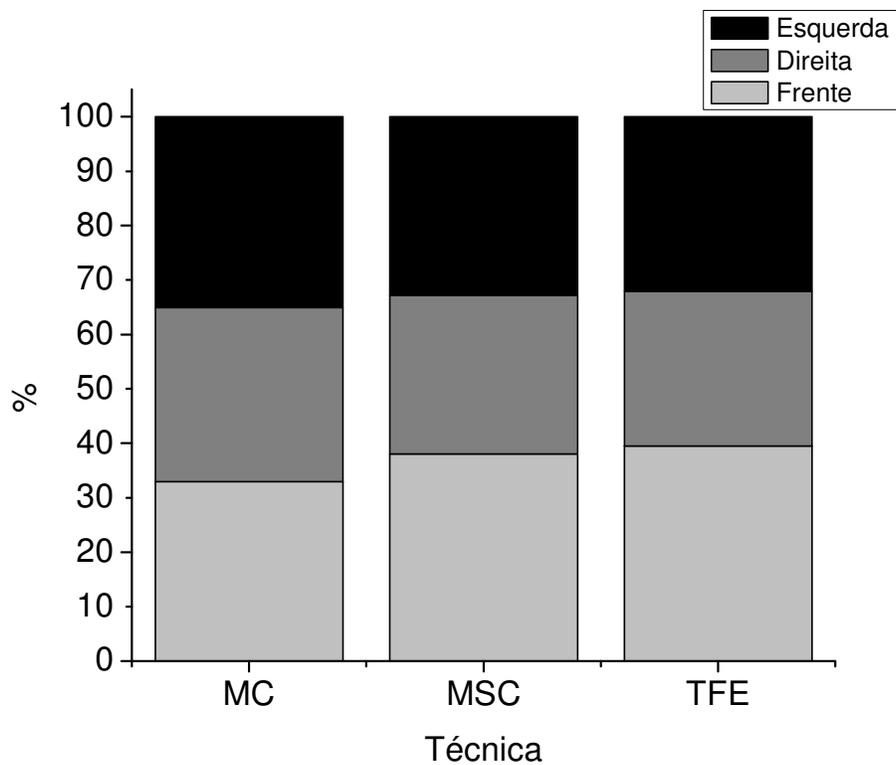


Figura 5.25 - Comparação de técnicas para número de detecções em cada direção.

## 6 DISCUSSÃO

Este trabalho teve como objetivo principal o desenvolvimento de uma ICM com base no Potencial Evocado Visual em Regime Permanente (PEV-RP) e foi dividido em duas etapas: a) Investigação de frequências com maiores taxas de detecção e influência da luminosidade; b) Teste *online* da Interface Cérebro-Máquina implementada.

Na primeira etapa foram comparadas duas técnicas de detecção objetiva de resposta (ORD), Magnitude Quadrática da Coerência (MSC) e Coerência Múltipla (MC), para verificar a detecção de resposta em um conjunto de frequências em duas condições diferentes de luminosidade. O objetivo foi selecionar três frequências com alta taxa de identificação de resposta para utilizar na construção da ICM. Gao *et al.* (2003) realizaram um experimento no qual demonstraram que, nas baixas frequências (6-15 Hz), a faixa entre 8 e 12 Hz possui maior taxa de detecção e menor tempo de resposta. Nesta etapa, foram investigadas as frequências de 6 a 11 Hz e a MSC apresentou desempenho muito baixo na condição fotópica para todas as frequências testadas. Na condição escotópica foram obtidas melhores taxas de detecção, alcançando 80% em [O2] para 7 e 8 Hz, taxa próxima aos 74% obtidos por Pinto (2011), que utilizou um amplificador de EEG clínico (BNT32, EMSA, Brasil), o qual possibilita registro de sinais eletroencefalográficos com melhor razão sinal-ruído do que o equipamento empregado no presente trabalho.

Na tentativa de aumentar as taxas de detecção foi empregada a Coerência Múltipla (MC), avaliando-se quatro combinações de derivações, todas utilizando aquelas localizadas no lobo occipital ([O1] e [O2]). Com esta técnica foram obtidos melhores resultados que com a MSC nas duas condições. A adição de novas derivações aumentou as taxas de detecção, sendo que as melhores ocorreram para a combinação [O1-O2-P7-P8]. O aumento de desempenho com a adição de novas derivações foi reportada por Miranda de Sá *et al.* (2001), que realizou um estudo sobre a detecção do PEV-RP com estimulação de 10 Hz utilizando MSC e MC, por Zanotelli *et al.* (2011) em uma avaliação de resposta

evocadas auditivas e por Melges *et al.* (2012) em experimento com estimulação somatossensitiva.

Outra comparação entre o desempenho de técnicas uni e multivariada foi realizada por Lin *et al.* (2007), que empregou a densidade espectral de potência (univariada) e a análise de correlação canônica - ACC (multivariada) em um experimento com frequências de estimulação acima de 27 Hz, reportando vantagem para a utilização da ACC.

Ainda para o primeiro experimento, as porcentagens de detecção para diferentes trechos de EEG revelaram a ausência do efeito de habituação ao estímulo, visto que não houve decréscimo significativo nas taxas de detecção observadas para cada derivação.

Para a segunda etapa foram escolhidas as frequências de 7,75; 8 e 10 Hz para o desenvolvimento de uma ICM para controle de uma cadeira de rodas motorizada. No teste *online* foi utilizado como extrator de características a MC (utilizando a combinação [O1-O2-P7-P8]) e como classificador o método proposto por Braga *et al.* (2012). Posteriormente, foram realizados testes *offline*, utilizando os sinais coletados e empregando as técnicas TFE e MSC para a extração de características, visando comparar o desempenho de ambas com o alcançado pela MC. Com o TFE foi alcançada uma taxa de acertos média de 79,8% e ITR média de 17,5 bits/min, maior que a descrita por Muller *et al.* (2011), que reportou uma média de acertos de 73% com 4 voluntários utilizando estimulação com padrão xadrez reverso, e por Pinto (2011), que obteve 73,6% com 14 voluntários e estimulação com LEDs. A MSC obteve desempenho similar ao TFE, atingindo 80,5% de acertos e 18 bits/min de taxa de transferência de informação. No entanto, esse desempenho foi inferior ao da MC que alcançou uma taxa de acertos média igual a 85,5% e ITR igual a 24,2 bits/min. Não foram encontrados relatos sobre o desenvolvimento de ICMs utilizando as técnicas de coerência, exceto pelo trabalho de Pinto (2011), que relatou taxas de detecção média de 74,5% para a MSC e 79,8% para a MC.

O máximo desempenho possível da ICM desenvolvida neste trabalho seria com a detecção correta de 432 comandos, com TMD de 1,25 segundo e ITR igual a aproximadamente 76 bits/min. Entretanto, a melhor performance média foi obtida com a MC: 241 comandos, 2,7 segundos, 85% de acerto e ITR de

24 bits/min. Por outro lado, há uma grande variabilidade interindividual, havendo desempenhos mais próximos do ótimo tal como ITR de 43,7 bits/min, 373 comandos enviados, TMD de 1,5 segundo e 90,9% de acertos, obtidos utilizando a técnica MC.

O sistema Emotiv Eloc foi utilizado por Chumerin *et al.* (2013) para o desenvolvimento de uma ICM para controle de um jogo com quatro comandos, no qual foi obtida uma taxa média de acertos de 80,4%, utilizando como técnica de extração a Combinação Mínima de Energia (MEC – *Minimum Energy Combination*). Liu *et al.* (2012), por sua vez, realizaram um estudo no qual obtiveram 95,83% de acertos em uma ICM com 6 comandos, utilizando o mesmo sistema *wireless*. No entanto, o tempo médio de detecção foi de 5,25 segundos, ocasionando uma ITR média de 20,97 bits/min. No mesmo trabalho foi desenvolvida uma ICM de 16 comandos com média de acertos de 82,99% e ITR de 28,06 bits/min. Para ambos os testes foi utilizada a análise de correlação canônica como método de detecção do PEV.

Outros métodos de extração de características já foram estudadas para o desenvolvimento de ICMs baseadas em PEV-RP. Utilizando técnicas baseadas na Transformada Discreta de Fourier, Cheng *et al.* (2002) desenvolveram uma ICM para digitação em um telefone virtual com 13 comandos, atingindo taxas de acerto entre 16,7% e 100% e ITR entre 0,76 e 55,69 bits/min. Wang *et al.* (2004) reproduziram o mesmo experimento e obtiveram ITR média de 42 bits/min em experimento com pessoas sem deficiência e 21 bits/min em sessões com pacientes com lesão medular.

Filtros casados foram estudados por Chang *et al.* (2010) para o desenvolvimento de uma ICM de três comandos para controle de um carro elétrico, atingindo média de acertos acima de 92%, tempo médio entre detecções de 1,41 segundo e ITR média de 49,79 bits/min. O desempenho de *wavelet packet* como extrator de características em ICM baseada em potenciais relacionados a eventos (ERP – *Event Related Potentials*) com 4 comandos foi analisado por Zhao *et al.* (2009), que verificou taxa de acertos média de 78,5% em experimento com 4 voluntários.

Ghanbari *et al.* (2009) comparou as técnicas *Wavelet* e Transformada Hilbert para extração de características, redes neurais com perceptron multicamada

(MLP – *Multilayer Perceptron*), rede neural probabilística (PNN – *Probabilistic Neural Network*) e *Support Vector Machine* (SVM) para classificação, alcançado taxas de acerto superiores a 86,75% para todas as combinações entre técnicas, sendo Transformada Hilbert + SVM considerada a melhor, com 92,25% de acertos. Os experimentos foram realizados com pessoas com e sem deficiência.

A Tabela 6.1 mostra um resumo das principais características e resultados dos trabalhos citados.

Tabela 6.1 – Comparativo entre ICM encontradas na literatura.

<b>Autor – No. Comandos</b>	<b>Aplicação</b>	<b>Técnica</b>	<b>Taxa de acertos (%)</b>	<b>TMD (segundos)</b>	<b>ITR (bits/min)</b>
<b>Tannus (2014) – 3 comandos</b>	<b>Cadeira de Rodas</b>	<b>TFE</b>	<b>80,6</b>	<b>2,4</b>	<b>13,6</b>
		<b>MSC</b>	<b>84,8</b>	<b>3,1</b>	<b>15,4</b>
		<b>MC</b>	<b>87,3</b>	<b>2,2</b>	<b>23,5</b>
		<b>Teórica</b>	<b>100</b>	<b>1,25</b>	<b>76,1</b>
Cheng <i>et al.</i> (2002) – 13 comandos	Teclado telefônico	Transformada Discreta de Fourier	16,7% - 100%	-	0,76 – 55,69
Wang <i>et al.</i> (2004) – 13 comandos			-		42 (sem deficiência) 21 (com deficiência)
Zhao <i>et al.</i> (2009) – 4 comandos	Manipulador robótico	<i>Wavelet</i>	78,75	-	-
Chang <i>et al.</i> (2010) – 3 comandos	Carro de controle remoto	Filtros casados	92	1,41	49,79
Ghanbari <i>et al.</i> (2009) – 2 comandos	Cursor	Transformada Hilbert	92,5	-	-

Liu <i>et al.</i> (2012) - 6 comandos	Genérica	Análise de Correlação Canônica	95,83	5,25	20,97
Liu <i>et al.</i> (2012) - 16 comandos			82,99		28,06
Braga <i>et al.</i> (2012) - 3 comandos	Visuo – Joystick	TFE	91,6	2,56	-
Chumerin <i>et al.</i> (2013) – 4 comandos	Jogo 2-D	Combinação Mínima de Energia	80,4	-	-
Pinto <i>et al.</i> (2011)	Genérico	TFE	73,6		
		MSC	74,5		
		MC	79,8		
Muller <i>et al.</i> (2011)	Cadeira de Rodas	TFE	73		
Braga <i>et al.</i> (2012)	Visuo- Joystick	TFE	91,6		

Como se pode notar, tanto a taxa de acertos como a ITR encontradas neste trabalho, considerando as diferentes técnicas estudadas, encontram-se na faixa reportada pela literatura para as diferentes estratégias de extração de características e classificação.

## 7 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Neste estudo foi constatado que em ambientes com iluminação mais intensa as taxas de detecção tendem a cair quando a análise do sinal é realizada utilizando apenas uma derivação. No entanto, a adição de mais derivações minimiza esse efeito, tornando a técnica multivariada mais adequada para o desenvolvimento de interfaces cérebro máquina (ICM).

A ICM baseada em potencial evocado visual (PEV) de regime permanente proposta neste trabalho funcionou de forma adequada, atingindo taxas de acerto superiores a 93% e taxa de transferência de informação acima de 43 bits/min para alguns voluntários do experimento. A média de acerto acima de 85% demonstra que a técnica multivariada, Coerência Múltipla, é promissora, e, em conjunto com o algoritmo de classificação utilizado, pode levar à construção de ICMs robustas e confiáveis. As técnicas Magnitude Quadrática da Coerência (MSC) e Teste F Espectral (TFE) apresentaram desempenhos inferiores à MC na maior parte dos testes.

Os principais problemas relatados pelos participantes e/ou observados durante a pesquisa, e que podem afetar as taxas de detecção de uma ICM-PEV, foram a falta de atenção e concentração do usuário, cansaço visual e/ou físico e o deslocamento do capacete na cabeça do voluntário durante o experimento.

O sistema de EEG *wireless* utilizado mostrou-se capaz de garantir um sinal de qualidade, mesmo com suas especificações sendo inferiores às de um equipamento de EEG clínico.

Para trabalhos futuros, sugere-se que sejam testadas outras combinações de técnicas de extração de características e classificadores, tais como filtros casados, Transformada Hilbert, Análise de Correlação Canônica e wavelets para extração e *Support Vector Machine* e Discriminante Linear de Fisher para a classificação. Além disso, o emprego de estimulação em frequências mais elevadas (e.g.: acima de 15 Hz) permitiria avaliar a melhor combinação entre eficiência e conforto do usuário. Além disso, considerando-se a versatilidade do sistema implementado (algoritmos de extração de características e classificação), pode-se investigar a utilização com outros tipos de potenciais, tais como o P300 e

PRE relacionado a imagética motora para controle da cadeira de rodas motorizada.

No que diz respeito ao protocolo experimental, o teste da ICM foi realizado de forma que o usuário não possuísse controle voluntário sobre a cadeira, isto é, a direção para a qual ele se movimentava era definida por um *software* de forma aleatória. Esse método foi escolhido para facilitar a medição dos parâmetros de interesse e para permitir que todos os voluntários concluíssem o protocolo experimental no mesmo período de tempo. Como trabalho futuro pode-se planejar rotas específicas para que o participante do experimento siga uma trajetória mais realista.

Vale ainda ressaltar que todos os voluntários deste estudo eram pessoas sem deficiência motora. O recrutamento de pessoas com algum tipo de deficiência motora é fundamental para a validação da ICM desenvolvida junto ao usuário final.

A implementação das técnicas de extração de características em DSP (*Digital Signal Processor*) também poderia ser um interessante trabalho futuro. Para isso deve-se atentar para o custo computacional de cada técnica, sendo a de maior complexidade a Coerência Múltipla, pois apresenta cálculo de matrizes inversas.

Por fim, a estrutura para suporte dos LEDs utilizados para estimulação pode ser aprimorada de forma a facilitar a utilização da cadeira por pessoas portadoras de necessidades especiais.

## 8 BIBLIOGRAFIA

AL-MAQTARI, M. T.; TAHA, Z.; MOGHAVVEMI, M. Steady state-VEP based BCI for control gripping of a robotic hand. **International Conference for Technical Postgraduates**, p. 1–3, 2009.

BAI, O.; LIN, P.; HUANG, D.; FEI, D.-Y.; FLOETER, M. K. Towards a user-friendly brain-computer interface: initial tests in ALS and PLS patients. **Clin Neurophysiol**, v. 121, n. 8, p. 1293–303, 2010.

BEAR, M.; CONNORS, B.; PARADISO, M. **Neuroscience: Exploring the brain**. 3rd ed. Lippincott Williams e Wilkins, 2006.

BENDAT, J.; PIERSOL, A. **Random Data Analysis and Measurement Procedures**. 3rd ed. New York: Wiley-Interscience, 2000.

BENNETT, J. R.; MACDONALD, J. S.; DRANCE, S. M.; UENOYAMA, K. Some statistical properties of the visual evoked potential in man and their application as a criterion of normality. **IEEE transactions on bio-medical engineering**, v. 18, n. 1, p. 23–34, 1971.

BRAGA, V. C. C.; CERQUEIRA, F. G. G.; CRIOLLO, C. J. T. Interface Cérebro Máquina por Potencial Evocado Visual em Regime Permanente Wireless com Coleta Online. **XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica**. p.2071–5, 2012.

BRUNNER, C.; ALLISON, B. Z.; KRUSIENSKI, D. J.; KAISER, V.; MÜLLER-PUTZ, G. R.; PFURTSCHELLER, G.; NEUPER, C. Improved signal processing approaches in an offline simulation of a hybrid brain-computer interface. **Journal of neuroscience methods**, v. 188, n. 1, p. 165–73, 2010.

CECOTTI, H.; GRÄSER, A. Convolutional neural networks for P300 detection with application to brain-computer interfaces. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 33, n. 3, p. 433–45, 2011.

CHANG, H.; DENG, H.; LEE, P. Real-time control of an SSVEP-actuated remote-controlled car. **Proceedings of SICE Annual Conference 2010**. v. 1, p.1884–1887, 2010.

CHENG, M.; GAO, X.; GAO, S.; XU, D. Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates. **IEEE transactions on bio-medical engineering**, v. 49, n. 10, p. 1181–6, 2002.

CHUMERIN, N.; MANYAKOV, N. V.; VAN VLIET, M.; ROBBEN, A.; COMBAZ, A.; VAN HULLE, M. M. Steady-State Visual Evoked Potential-Based Computer Gaming on a Consumer-Grade EEG Device. **IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games**, v. 5, n. 2, p. 100–110, 2013.

CINCOTTI, F.; MATTIA, D.; ALOISE, F.; BUFALARI, S.; SCHALK, G.; ORIOLO, G.; CHERUBINI, A.; MARCIANI, M. G.; BABILONI, F. Non-invasive brain-computer interface system: towards its application as assistive technology. **Brain research bulletin**, v. 75, n. 6, p. 796–803, 2008.

DIEZ, P. F.; TORRES MÜLLER, S. M.; MUT, V. A; LACIAR, E.; AVILA, E.; BASTOS-FILHO, T. F.; SARCINELLI-FILHO, M. Commanding a robotic wheelchair with a high-frequency steady-state visual evoked potential based brain-computer interface. **Medical engineering & physics**, v. 35, n. 8, p. 1155–64, 2013.

DOBIE, R. A.; WILSON, M. J. Objective response detection in the frequency domain. **Electroencephalography and Clinical Neurophysiology**, v. 88, n. 6, p. 516–524, 1993.

FALZON, O.; CAMILLERI, K.; MUSCAT, J. Complex-valued spatial filters for SSVEP-based BCIs with phase coding. **IEEE transactions on bio-medical engineering**, v. 59, n. 9, p. 2486–95, 2012.

LE FORESTIER, N.; MAISONOBE, T.; SPELLE, L.; LESORT, A.; SALACHAS, F.; LACOMBLEZ, L.; SAMSON, Y.; BOUCHE, P.; MEININGER, V. Primary lateral sclerosis: further clarification. **J Neurol Sci**, v. 185, n. 2, p. 95–100, 2001.

GALÁN, F.; NUTTIN, M.; LEW, E.; FERREZ, P. W.; VANACKER, G.; PHILIPS, J.; MILLÁN, J. D. R. A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive Brain-computer interfaces for continuous control of robots. **Clinical neurophysiology**, v. 119, n. 9, p. 2159–69, 2008.

GHANBARI, A. A.; NAZARI KOUSARRIZI, M. R.; TESHNEHLAB, M.; ALIYARI, M. Wavelet and Hilbert transform-based Brain Computer Interface. **2009 International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications**, p. 438–442, 2009.

GUGER, C.; EDLINGER, G.; HARKAM, W.; NIEDERMAYER, I.; PFURTSCHELLER, G. How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? **IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, v. 11, n. 2, p. 145–7, 2003.

GUPTA, P. K.; PRABHAKAR, S.; SHARMA, S.; ANAND, A. A predictive model for amyotrophic lateral sclerosis (ALS) diagnosis. **J Neurol Sci**, v. 312, n. 1-2, p. 68–72, 2012.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11th ed. Elsevier, 2006.

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, p. 346–353, 2001.

IBGE. Tabelas de resultados Censo Demográfico 2010 Características gerais da população, religião e pessoas com deficiência. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo\_Demografico\_2010/Caracteristicas\_Gerais\_Religiao\_Deficiencia/tab1\_3.pdf>. Acesso em: 13/5/2013.

IVERSEN, I. H.; GHANAYIM, N.; KÜBLER, A.; NEUMANN, N.; BIRBAUMER, N.; KAISER, J. A brain-computer interface tool to assess cognitive functions in completely paralyzed patients with amyotrophic lateral sclerosis. **Clin Neurophysiol**, v. 119, n. 10, p. 2214–23, 2008.

KANDEL, E.; SCHWARTZ, J.; JESSELL, T. **Principles of neural science**. 4th ed. McGraw-Hil, 2000.

KAY, S. **Fundamentals of statistical signal processing, Volume II: Detection theory**. Prentice Hall, 1998.

KLAS, D. W.; DALY, D. D. **Current Practice of Clinical Electroencephalography**. 3rd ed. New York: Raven Press, 1980.

LEE, P.; WU, C.; HSIEH, J.; WU, Y. Visual evoked potential actuated brain computer interface: a brain-actuated cursor system. **Electronics letters**, v. 41, n. 15, 2005.

LEOW, R. S.; IBRAHIM, F.; MOGHAVVEMI, M. Development of a Steady State Visual Evoked Potential ( SSVEP ) -based Brain Computer Interface ( BCI ) System. **International Conference on Intelligent and Advanced Systems**. p.321–324, 2007.

LEUTHARDT, E. C.; SCHALK, G.; ROLAND, J.; ROUSE, A.; MORAN, D. W. Evolution of brain-computer interfaces: going beyond classic motor physiology. **Neurosurg Focus**, v. 27, n. 1, p. 1–11, 2009.

LI, Y.; BIN, G.; GAO, X.; HONG, B.; GAO, S. Analysis of phase coding SSVEP based on canonical correlation analysis (CCA). **2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering**, p. 368–371, 2011.

LIN, Z.; ZHANG, C.; WU, W.; GAO, X. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. **IEEE transactions on biomedical engineering**, v. 54, n. 6 Pt 2, p. 1172–6, 2007.

LINK, B.; RÜHL, S.; PETERS, A.; JÜNEMANN, A.; HORN, F. K. Pattern reversal ERG and VEP--comparison of stimulation by LED, monitor and a Maxwellian-view system. **Documenta ophthalmologica. Advances in ophthalmology**, v. 112, n. 1, p. 1–11, 2006.

LIU, Y.; JIANG, X.; CAO, T.; WAN, F.; MAK, P.-I. P. U.; VAI, M. I. Implementation of SSVEP based BCI with Emotiv EPOC. **2012 IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS) Proceedings**. p.34–37, 2012.

LONG, J.; LI, Y.; WANG, H.; YU, T.; PAN, J.; LI, F. A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheelchair. **IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, v. 20, n. 5, p. 720–9, 2012.

MAK, J. N.; WOLPAW, J. R. Clinical Applications of Brain-Computer Interfaces: Current State and Future Prospects. **IEEE reviews in biomedical engineering**, v. 2, p. 187–199, 2009.

MCFARLAND, D. J.; WOLPAW, J. R. Brain-Computer Interface Operation of Robotic and Prosthetic Devices. **Computer**, v. 41, n. 10, p. 52–56, 2008.

MELGES, D. B.; MAURICIO, A.; LEITE, F.; SÁ, M. DE; FERNANDO, A.; INFANTOSI, C. Frequency-Domain Objective Response Detection Techniques Applied to Evoked Potentials : A Review. In: G. R. Naik (Ed.); **Applied Biological Engineering - Principles and Practice**, 2012.

MING, C.; SHANGKAI, G. An EEG-based cursor control system. **First Joint BMESiEMBS Conference**. v. 4, p.669, 1999.

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; FELIX, L. B. On the Detection of Visual Evoked Potential Responses by Using Multiple Coherence. **23rd Annual EMBS International Conference**. p.2002–2005, 2001.

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; 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. **Med Biol Eng Comput**, v. 40, p. 99–104, 2002.

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; INFANTOSI, A. F. C. Evaluating the relationship of non-phase locked activities in the electroencephalogram during intermittent stimulation: a partial coherence-based approach. **Med Biol Eng Comput**, v. 45, n. 7, p. 635–42, 2007.

MIRANDA DE SA, A. M. F. L.; INFANTOSI, A. F. C.; MELGES, D. B. A multiple coherence-based detector for evoked responses in the EEG during sensory stimulation. **30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**. v. 2008, p.3516–9, 2008.

MISULIS, K. E. **Spehlmann's Evoked Potential Primer**. 2nd ed. Newton, MA: Butterworth-Heinemann, 1994.

MORAN, D. Evolution of brain-computer interface: action potentials, local field potentials and electrocorticograms. **Curr Opin Neurobiol**, v. 20, n. 6, p. 741–5, 2010.

MULLER, S. M. T.; BASTOS-FILHO, T. F.; SARCINELLI-FILHO, M. Using a SSVEP-BCI to command a robotic wheelchair. **2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics**, p. 957–962, 2011.

MULLER-PUTZ, G.; PFURTSCHELLER, G. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. **IEEE Trans Biomed Eng**, v. 55, n. 1, p. 361–364, 2008.

NG, K. B.; BRADLEY, A. P.; CUNNINGTON, R. Effect of competing stimuli on SSVEP-based BCI. **Conference proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference**, v. 2011, p. 6307–10, 2011.

NG, K. B.; CUNNINGTON, R.; BRADLEY, A. P. Enhancing the classification accuracy of Steady-State Visual Evoked Potential-based Brain-Computer Interface using Component Synchrony Measure. **The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)**, p. 1–6, 2012.

NIEDERMEYER, E.; SILVA, F. L. **Electroencephalography - Basic Principles Clinical Applications and Related Fields**. 5th ed. Lippincott Williams e Wilkins, 2005.

NIJBOER, F.; FURDEA, A.; GUNST, I.; MELLINGER, J.; MCFARLAND, D. J.; BIRBAUMER, N.; KÜBLER, A. An auditory brain-computer interface (BCI). **J Neurosci Methods**, v. 167, n. 1, p. 43–50, 2008.

ORTNER, R.; ALLISON, B. Z.; KORISEK, G.; GAGGL, H.; PFURTSCHELLER, G. An SSVEP BCI to control a hand orthosis for persons with tetraplegia. **IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng**, v. 19, n. 1, p. 1–5, 2011.

PFURTSCHELLER, G.; SOLIS-ESCALANTE, T.; MEMBER, S.; ORTNER, R.; LINORTNER, P.; MÜLLER-PUTZ, G. R. Self-Paced Operation of an SSVEP-Based Orthosis With and Without an Imagery-Based “ Brain Switch :” A Feasibility Study Towards a Hybrid BCI. , v. 18, n. 4, p. 409–414, 2010.

PINTO, M. A. S. **Estudo do potencial evocado visual em regime permanente baseado em LED para interface cérebro máquina**, 2011.

PINTO, M. A. S.; SOUZA, J. K. S.; BARON, J.; TIERRA-CRIOLLO, C. J. A low-cost, portable, micro-controlled device for multi-channel LED visual stimulation. **J Neurosci Methods**, v. 197, n. 1, p. 82–91, 2011.

REGAN, D. **Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine**. Amsterdam: Elsevier, 1989.

RENARD, Y.; LOTTE, F.; GIBERT, G.; CONGEDO, M.; MABY, E.; DELANNOY, V.; BERTRAND, O.; LÉCUYER, A. OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments. **Presence Teleoperators & Virtual Environments**, v. 19, n. 1, p. 35–53, 2010.

RISANGTUNI, A. G.; WIDYOTRIATMO, A. Towards online application of wireless EEG-based open platform Brain Computer Interface. **2012 IEEE Conference on Control, Systems & Industrial Informatics**. p.141–144, 2012.

SIMPSON, D. M.; TIERRA-CRIOLLO, C. J.; LEITE, R. T.; ZAYEN, E. J.; INFANTOSI, A F. Objective response detection in an electroencephalogram during somatosensory stimulation. **Ann Biomed Eng**, v. 28, n. 6, p. 691–8, 2000.

TAKANO, K.; KOMATSU, T.; HATA, N.; NAKAJIMA, Y.; KANSAKU, K. Visual stimuli for the P300 brain-computer interface: a comparison of white/gray and green/blue flicker matrices. **Clinical neurophysiology: official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology**, v. 120, n. 8, p. 1562–6, 2009.

TANNUS, A. M.; TIERRA-CRIOLLO, C. J.; MELGES, D. B. Objective detection of Steady State Visual Evoked Responses for different lighting conditions. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 477, 2013.

THULASIDAS, M.; GUAN, C.; MEMBER, S.; WU, J. Robust Classification of EEG Signal for Brain Computer Interface. **IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng**, v. 14, n. 1, p. 24–29, 2006.

VIALATTE, F.-B.; MAURICE, M.; DAUWELS, J.; CICHOCKI, A. Steady-state visually evoked potentials: focus on essential paradigms and future perspectives. **Prog Neurobiol**, v. 90, n. 4, p. 418–38, 2010.

VOLOSYAK, I.; CECOTTI, H. Evaluation of the Bremen SSVEP based BCI in real world conditions. **IEEE 11th International Conference on Rehabilitation Robotics**. p.322–331, 2009.

WANG, H. Remote control of an electrical car with SSVEP-Based BCI. **2010 IEEE International Conference on Information Theory and Information Security**. p.837–840, 2010.

WOLPAW, J. R.; BIRBAUMER, N.; MCFARLAND, D. J.; PFURTSCHELLER, G.; VAUGHAN, T. M. Brain-computer interfaces for communication and control. **Clin Neurophysiol**, v. 113, n. 6, p. 767–91, 2002.

WU, Z.; LAI, Y.; XIA, Y.; WU, D.; YAO, D. Stimulator selection in SSVEP-based BCI. **Med Eng Phys**, v. 30, n. 8, p. 1079–88, 2008.

ZANOTELLI, T. Técnicas Multivariadas para Detecção das Respostas Auditivas em Regime Permanente Técnicas Multivariadas para Detecção das Respostas Auditivas em Regime Permanente. ,2011.

ZHAO, L.; SHEN, H.; BIAN, Y.; HU, D.; YUAN, P. Application of wavelet packet technique in BCI. **2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems**, p. 43–46, 2009.

ZHU, D.; MOLINA, G. Phase synchrony analysis for SSVEP-based BCIs. **2nd International Conference on Computer Engineering and Technology**, v. 2, p. 329–333, 2010.

ZIEMSEN, T. Multiple sclerosis beyond EDSS: depression and fatigue. **J Neurol Sci**, v. 277 Suppl, p. S37–41, 2009.

ZUREK, P. M. Detectability of Transient and Sinusoidal Otoacoustic Emission. **Ear and Hearing**, v. 13, n. 5, p. 307–310, 1992.

## **Apêndice A – Sistema de controle da cadeira de rodas**

Neste apêndice será apresentado, resumidamente, o sistema desenvolvido para *by-pass* do *joystick* da cadeira de rodas motorizada, etapa do trabalho realizada pelo aluno de Iniciação Científica (IC) Gilberto Guimarães, do Laboratório de Sistemas de Computação e Robótica (CORO/UFMG).

A cadeira de rodas utilizada foi a FS129 (Ortomix *Plus Stand Up* Motorizada), cujo sistema eletroeletrônico é composto por:

- Dois motores elétricos de 24 V, corrente contínua, que atuam em suas rodas traseiras, permitindo sua movimentação;
- Um motor elétrico de translação, 24 V, que atua em baixo do banco, levantando-o, para que o usuário fique em posição ereta;
- Uma unidade controladora modelo PG Drives VR2, que recebe informações do *joystick* e repassa aos motores;
- Um *joystick* eletrônico, modelo PG *joystick* VR2;
- Duas baterias de 12V ligadas em série.

O sistema de controle da cadeira foi desenvolvido recriando-se os sinais de movimentação para frente/trás e direita/esquerda, disponíveis no manual de instruções do *joystick*, por meio de um circuito conectado à sua placa, realizando-se um *by-pass* do mesmo. O diagrama de blocos do sistema de controle pode ser visualizado na Figura A.1. O circuito microcontrolado foi desenvolvido em um *kit* para microcontroladores PIC18 que possui capacidade para comunicação serial, gravação de *firmware* via USB e LEDs de sinalização. Além destas características, foram adicionadas outras funcionalidades, tais como a permissão de seleção de comando via PIC ou *joystick* (utilizando um relé) e a implementação de um botão de emergência que permite desligar a alimentação do microcontrolador, impedindo-o de enviar comandos à cadeira de rodas e fazendo-a parar. Os LEDs presentes no *kit* foram utilizados para indicar qual a fonte de comandos da cadeira, sendo o verde indicador de controle através do PIC, o amarelo indicando

comando pelo *joystick* e o vermelho sinalizando não comunicação do PIC com a rede ModBus. A Figura A.2 mostra o esquemático do circuito desenvolvido.

O programa inserido no microcontrolador PIC 18F2550 implementa as funcionalidades de comunicação com a rede RS485/ModBus, PWM, leitura do sinal do *joystick* via entradas analógicas e acionamento de LEDs e relé a partir das saídas digitais.

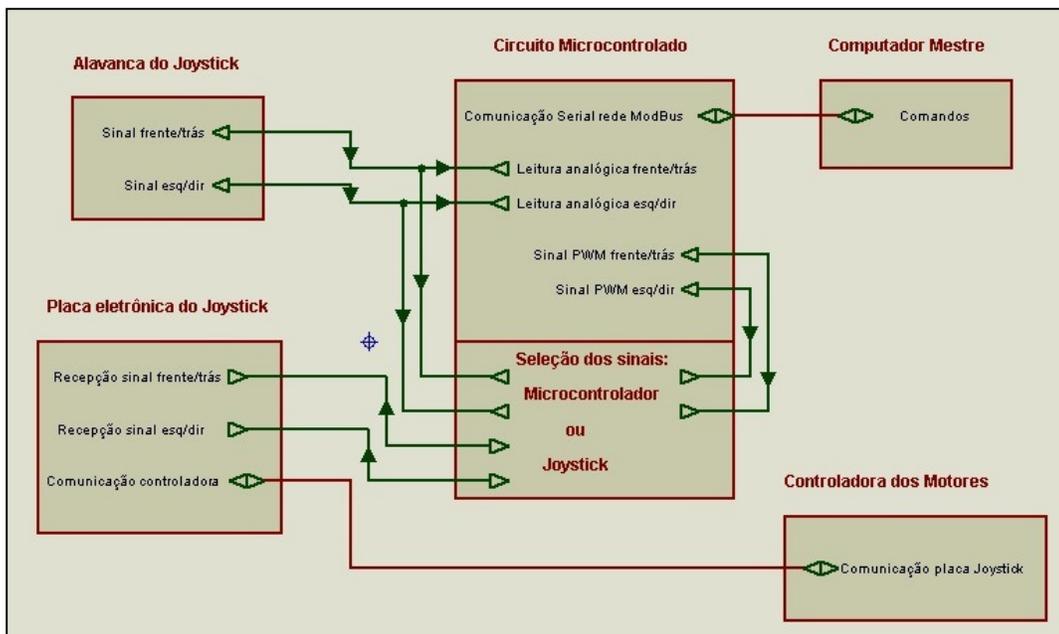


Figura A.0.1 – Fluxograma do sistema de controle implementado

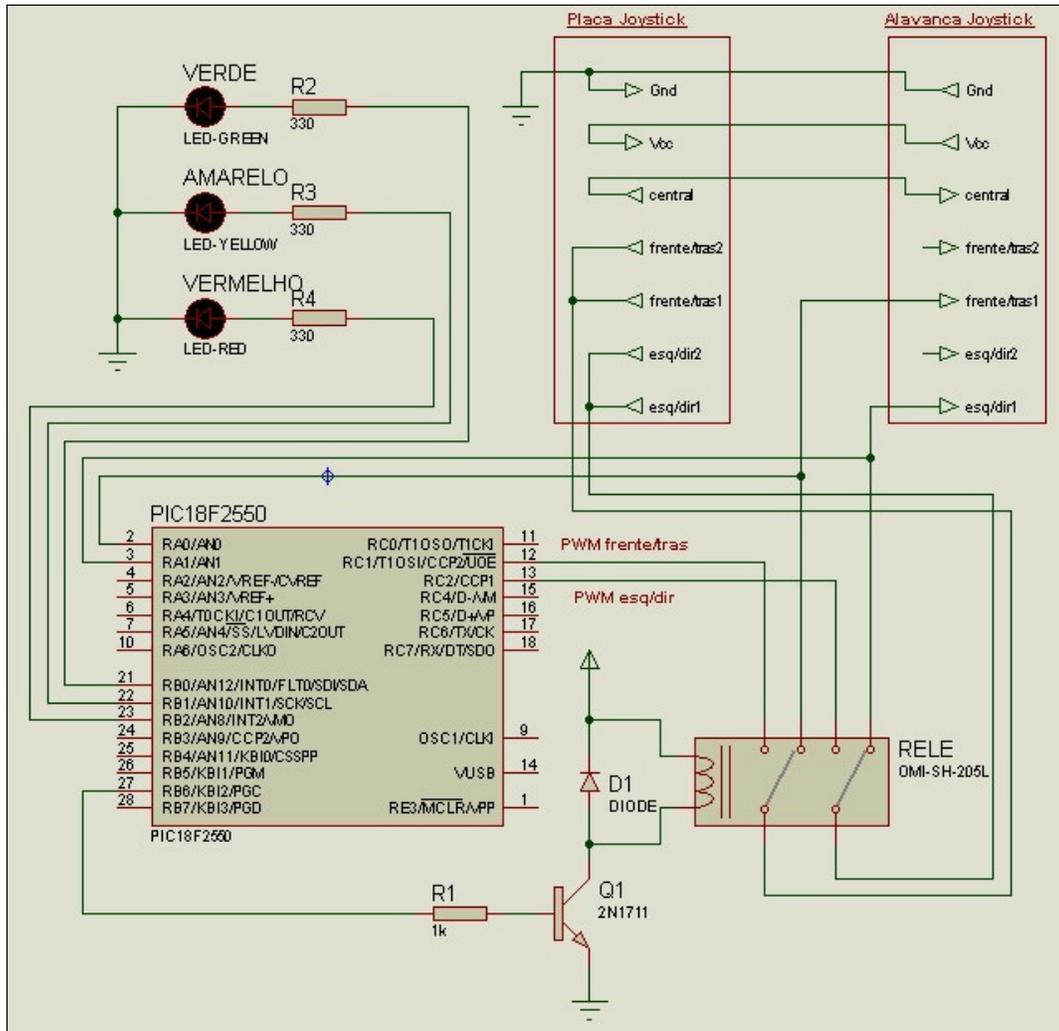


Figura A.0.2 - Esquemático do circuito eletrônico de bypass

***Apêndice B – Trabalho publicado durante o Mestrado***

**TANNUS, A M ; TIERRA-CRIOLLO, C J ; MELGES, D B** . Objective detection of Steady State Visual Evoked Responses for different lighting conditions. **Journal of Physics. Conference Series (Print)**, v. 477, p. 012028, 2013. [DOI: [dx.doi.org/10.1088/1742-6596/477/1/012028](https://doi.org/10.1088/1742-6596/477/1/012028)]