



Universidade Federal de Ouro Preto  
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas  
Departamento de Engenharia Elétrica



## **Trabalho de Conclusão de Curso**

# **ANÁLISE DE TÉCNICAS DE FILTRAGEM EM SISTEMAS BCI - SSVEP**

**Belmir José de Jesus Júnior**

João Monlevade, MG  
2017

**Belmir José de Jesus Júnior**

# **ANÁLISE DE TÉCNICAS DE FILTRAGEM EM SISTEMAS BCI - SSVEP**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Sarah Negreiros de Carvalho Leite

**Universidade Federal de Ouro Preto**  
**João Monlevade**  
**2017**

J586a

Jesus Júnior, Belmir José.

Análise de técnicas de filtragem em sistemas BCI-SSVEP [manuscrito] /  
Belmir José Jesus Júnior. - 2017.

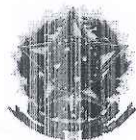
70f.: il.: color; tabs.

Orientadora: Prof<sup>a</sup>. MSc<sup>a</sup>. Sarah Negreiros de Carvalho Leite.

Monografia (Graduação). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de  
Ciências Exatas e Aplicadas. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Interface cérebro-computador. 2. Interação homem-máquina. 3.  
Estimulação cerebral. 4. Processamento de sinais . I. Leite, Sarah Negreiros de  
Carvalho. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU: 004.5



**ANEXO IV - ATA DE DEFESA**

Ao dia 01 do mês de setembro de 2017, às 17 horas, no bloco H301 deste instituto, foi realizada a defesa de monografia pelo formando Belmir José de Jesus Júnior, sendo a comissão examinadora constituída pelos professores: Glauco Ferreira Gazel Yared, Romeu Yukio Takeda e Sarah Negreiros de Carvalho Leite.

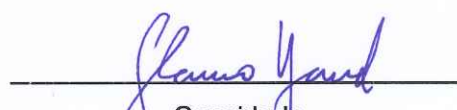
O candidato apresentou a monografia intitulada: Análise de técnicas de filtragem em sistemas BCI-SSVEP. A comissão examinadora deliberou, por unanimidade, pela APROVAÇÃO do candidato, com a nota média 9.7, de acordo com a Tabela 1. Na forma regulamentar foi lavrada a presente ata que é assinada pelos membros da comissão examinadora e pelo formando.


Tabela 1 – Notas de avaliação da banca examinadora

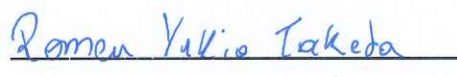
Banca Examinadora	Nota
Glauco Ferreira Gazel Yared	9.7
Romeu Yukio Takeda	9.7
Sarah Negreiros de Carvalho Leite	9.7
<b>Média</b>	<b>9.7</b>

João Monlevade, 01 de setembro de 2017.

  
Orientadora  
Prof.<sup>a</sup> Sarah Negreiros de Carvalho Leite

  
Convidado  
Prof. Glauco Ferreira Gazel Yared

  
Aluno  
Belmir José de Jesus Júnior

  
Convidado  
Prof. Romeu Yukio Takeda



---

**ANEXO X - TERMO DE RESPONSABILIDADE**

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado “**Análise de técnicas de filtragem em sistemas BCI-SSVEP**” é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 01 de setembro de 2017.

Belmir José de Jesus Júnior  
Belmir José de Jesus Júnior

*Este trabalho é dedicado a todos os integrantes de minha família que estão sempre a me ensinar que a união faz a força.*

# Agradecimentos

Agradeço de forma grandiosa, aos meus pais Belmir José e Vera Lúcia juntamente as minhas irmãs Suzi Soares e Jiovana Maria, os quais estão sempre a me motivar, inspirar e incentivar a nunca desistir dos meus sonhos. Eles se fazem sempre presentes nos momentos de conquista e vitória e nunca me deixam só quando o caminho se torna um pouco mais difícil, me fazendo acreditar que posso mais do que até eu mesmo acreditei que poderia. Agradeço de forma geral a todos os membros da minha família que me fazem acreditar a cada dia mais que sou uma das pessoas mais sortudas do mundo por fazer parte dela.

Agradeço de forma especial à minha orientadora Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Sarah Negreiros pelas ideias compartilhadas, pela disponibilidade ofertada para o esclarecimento de dúvidas, por dar direções em como prosseguir, e de um modo geral pela oportunidade de realizar esse trabalho de forma tão enriquecedora.

Agradeço também a todos os meus amigos que se fizeram presente durante essa batalha. Especialmente, aos amigos Austein McLoughlin, Giovani Romani, Matheus Marques, Letícia Sathler, Natália Keles, Marina Reis, Izamara Araújo, Naiara Gonçalves, Lorraine Campos, Grazielle de Lima, Marília Vilela e Gisley Faria por me mostrarem que o caminho a seguir é menos assombroso quando se vai acompanhado.

Agradeço também a todos os membros da república Luxúria, com os quais tive a imensa honra de conviver nos últimos anos de faculdade e os quais me proporcionaram bons momentos juntos.

Por fim, e mais importante, agradeço a Deus, pois sem Ele nada disso seria possível.

*"O sucesso nasce do querer,  
da determinação e persistência  
em se chegar a um objetivo.  
Mesmo não atingindo o alvo,  
quem busca e vence obstáculos,  
no mínimo fará coisas admiráveis."  
– José de Alencar*



# Resumo

Uma das tecnologias mais proeminentes da atualidade são as denominadas Interface Cérebro-Computador (BCI). Essa tecnologia, que tem como principal objetivo assistir pessoas com deficiências motoras, emprega sinais cerebrais para produzir um sinal de comando responsável por realizar algum tipo de ação. Quando um ser humano é exposto a uma fonte luminosa cintilando a uma determinada frequência, em seu cérebro é desencadeado um potencial com a mesma frequência do estímulo luminoso. Muito se tem conseguido com BCIs que aproveitam desse fato biológico e se denominam por *Steady State Visually Evoked Potential* (SSVEP), a qual tem como principal desafio distinguir a frequência do estímulo visual a qual um usuário é exposto. Um processo vital para que o sistema BCI apresente um bom desempenho é a etapa de processamento do sinal cerebral. Nesse contexto, esse trabalho desenvolve um estudo comparativo aplicando diferentes técnicas de filtragem na etapa de pré processamento. Utilizando uma base de sinais cerebrais coletados por eletrocefalografia de 3 indivíduos, enquanto expostos à estimulação visual cintilante em 6 diferentes frequências: 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz. É verificada a eficácia dos filtros *Common Average Reference* (CAR), *Canonical Correlation Analysis* (CCA) e uma combinação em cascata de ambos. Em adição a este estudo, o rendimento do sistema BCI foi verificado empregando dois diferentes cenários, um com as informações coletadas somente na região occipital do cérebro, e outro com as informações registradas em 16 diferentes pontos sobre o escalpo. Foi verificado que o filtro CAR apresenta os melhores resultados dentro dos cenários contemplados, apresentando uma média de taxas de acertos de 87,9 % quando 2 valores de frequências são considerados, de 61,7 % quando são considerados 4 valores de frequências e 54,7 % para o caso onde são considerados 6 valores de frequências.

**Palavras-chave:** BCI, SSVEP, sinais cerebrais, pré-processamento, CAR, CCA.

# Abstract

*Nowadays, one of the most prominent technologies are the Brain-Computer Interfaces (BCI). This technology, assists people with motor disabilities, using the brain activity to produce a command signal to, then, perform an action. When a human is exposed to a light source flickering at well determined frequency, it is unleashed a potential with the same frequency in their brain. A lot has been achieved with BCIs that take use of that biological fact, called Steady State Visual Evoked Potential (SSVEP). A BCI-SSVEP system has a primary challenge to distinguish at which frequency the visual stimulus the subject was exposed to. A crucial stage for the correct functioning of the BCI is the proper digital signal processing of the brain signals. The goal of this study was to develop a comparative analysis by applying different filtering techniques in the pre processing stage. Using a data base of brain signals collected by electroencephalography from 3 individuals, while they were exposed to a visual stimulation flickering at 6 different frequencies: 6, 7.5, 12, 15, 20 e 30 Hz. The efficiency of the filters Common Average Reference (CAR), Canonical Correlation Analyses (CCA) and a cascade combination of both were verified. Futhermore, the performance of the BCI system was verified using two different scenarios. Firstly, just the information collected in the occipital region of the brain was used. In the second scenario the information collected in 16 different points of the scalp were used. It was verified that the CAR filter presents the best results for the scenarios contemplated, exhibiting an average hit rate of 87.9 % when 2 frequency values are considered, of 61.7 % when 4 frequency values are considered and 54.7 % for the case where 6 frequency values are considered.*

**Keywords:** *BCI, SSVEP, brain signals, pre processing, CAR, CCA.*

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Resposta SSVEP ideal no domínio do tempo e da frequência para um estímulo de 12 Hz. . . . .	7
Figura 2 – Diagrama de blocos das etapas de uma BCI. . . . .	8
Figura 3 – Técnicas implementadas por estágio da BCI-SSVEP. . . . .	15
Figura 4 – Posicionamento dos eletrodos na aquisição dos sinais cerebrais. . . . .	16
Figura 5 – Representação ilustrativa das telas de estimulação. . . . .	16
Figura 6 – Sinais coletados de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio do tempo. . . . .	18
Figura 7 – Sinais coletados de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência. . . . .	19
Figura 8 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR. . . . .	21
Figura 9 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR. . . . .	22
Figura 10 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CCA. . . . .	23
Figura 11 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CCA. . . . .	24
Figura 12 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR/CCA. . . . .	25
Figura 13 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR/CCA. . . . .	26
Figura 14 – PSD estimada pelo método de Welch para os sinais nas frequências de estímulos com filtragem por CAR. . . . .	28
Figura 15 – PSD estimada pelo método de Welch para os sinais nas frequências de estímulos com filtragem por CCA. . . . .	29
Figura 16 – Característica das classes 12 e 15 Hz. . . . .	30
Figura 17 – Sinal medido nos eletrodos Oz, Pz, Cz e FCz para um estímulo de 12 Hz. . . . .	33

Figura 18 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 1. . . . .	35
Figura 19 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 1. . . . .	36
Figura 20 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 1. . . . .	38
Figura 21 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 2. . . . .	39
Figura 22 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 2. . . . .	40
Figura 23 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 2. . . . .	41
Figura 24 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 3. . . . .	42
Figura 25 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 3. . . . .	44
Figura 26 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 3. . . . .	45
Figura 27 – Média de acertos utilizando a técnica CAR para os três indivíduos de análise. . . . .	46
Figura 28 – Média de acertos utilizando a técnica CCA para os três indivíduos de análise. . . . .	46
Figura 29 – Média de acertos utilizando a técnica CAR/CCA para os três indivíduos de análise. . . . .	47

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 2 frequências. . . . .	34
Tabela 2 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 4 frequências. . . . .	36
Tabela 3 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 6 frequências. . . . .	37
Tabela 4 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 2 frequências. . . . .	38
Tabela 5 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 4 frequências. . . . .	40
Tabela 6 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 6 frequências. . . . .	41
Tabela 7 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 2 frequências. . . . .	42
Tabela 8 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 4 frequências. . . . .	43
Tabela 9 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 6 frequências. . . . .	44

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>1.1</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>1</b>
<b>1.2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>2</b>
<b>1.3</b>	<b>ORGANIZAÇÃO DO TEXTO</b>	<b>4</b>
<b>2</b>	<b>EMBASAMENTO TEÓRICO</b>	<b>5</b>
<b>2.1</b>	<b>ESTÍMULOS CEREBRAIS</b>	<b>5</b>
<b>2.2</b>	<b>MENSURAÇÃO DE UM SINAL CEREBRAL</b>	<b>6</b>
<b>2.3</b>	<b>MODELAGEM DE UM SINAL CEREBRAL</b>	<b>6</b>
<b>2.4</b>	<b>ESTRUTURA DE UMA BCI</b>	<b>8</b>
2.4.1	SENSORES/ AMPLIFICADOR/FILTRAGEM ANALÓGICA/ CONVERSOR A/D	9
2.4.2	PRÉ PROCESSAMENTO	9
2.4.2.1	CAR	10
2.4.2.2	CCA	10
2.4.3	EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICA	11
2.4.3.1	MÉTODO DE WELCH	12
2.4.4	CLASSIFICAÇÃO	13
2.4.4.1	Classificador Linear	13
2.4.5	INTERFACE DE CONTROLE/ APLICAÇÃO	14
2.4.5.1	Comunicação	14
2.4.5.2	Restauração Motora	14
2.4.5.3	Controle de Ambiente	14
2.4.5.4	Entretenimento	14
<b>3</b>	<b>IMPLEMENTAÇÃO DE UM SISTEMA BCI-SSVEP</b>	<b>15</b>
<b>3.1</b>	<b>AQUISIÇÃO DO SINAL CEREBRAL</b>	<b>15</b>
<b>3.2</b>	<b>SINAL APURADO</b>	<b>17</b>
<b>3.3</b>	<b>PRÉ PROCESSAMENTO</b>	<b>17</b>
3.3.1	FILTRO CAR	20
3.3.2	FILTRO CCA	20
3.3.3	COMBINAÇÃO DO CAR/CCA	20
<b>3.4</b>	<b>EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS</b>	<b>27</b>
<b>3.5</b>	<b>MATRIZ DE ATRIBUTOS</b>	<b>27</b>
<b>3.6</b>	<b>CLASSIFICAÇÃO</b>	<b>31</b>
3.6.1	TREINAMENTO	32

3.6.2	VALIDAÇÃO . . . . .	32
3.7	RESPOSTA SSVEP NA REGIÃO CÓRTEX VISUAL . . . . .	33
4	ANÁLISES DOS RESULTADOS . . . . .	34
4.1	INDIVÍDUO 1 . . . . .	34
4.2	INDIVÍDUO 2 . . . . .	37
4.3	INDIVÍDUO 3 . . . . .	42
4.4	DISCUSSÕES DOS RESULTADOS . . . . .	45
5	CONCLUSÃO . . . . .	48
A	ARTIGO APRESENTADO EM CONGRESSO . . . . .	49
	REFERÊNCIAS . . . . .	55

# 1 Introdução

As atividades motoras desenvolvidas no dia a dia, como praticar um esporte, dirigir, abraçar alguém, utilizar o aparelho celular, ou até mesmo a simples ação de caminhar são possíveis apenas pela interação entre o sistema neurológico com os músculos que compõem o corpo humano. Quando o cérebro humano detecta uma intenção de movimento, áreas específicas são acionadas produzindo estímulos que podem ser associados ao movimento, e estes por fim, são enviados para os músculos responsáveis pela movimentação a ser executada (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

Infelizmente, o cérebro pode deixar de exercer esse tipo de função em decorrência de diversos motivos, como o desenvolvimento de alguma doença, envolvimento em acidentes que resultam na perturbação da conexão existente entre o cérebro e os demais músculos, acidente vascular cerebral, etc. Problemas desta natureza são enfrentados por diversas pessoas no mundo, que necessitam de equipamentos e instrumentos que facilitem ou proporcionem uma melhor qualidade de vida. Vários pesquisadores estão concentrando suas atividades no desenvolvimento de sistemas que possam oferecer uma alternativa para este tipo de adversidade (WOLPAW et al., 2002).

Uma tecnologia que vem sendo estudada é a Interface Cérebro-Computador (BCI, do inglês: *Brain-Computer Interface*), ela se baseia na interpretação de sinais cerebrais produzidos por meio de diferentes tipos de estímulos em um indivíduo. Esses sinais podem ser traduzidos para sinais de controle e utilizados em diversas aplicações (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

A tecnologia BCI pode contribuir de forma significativa na vida de pessoas que precisam de uma alternativa para realizar algum tipo de movimento, e ainda pode ser utilizada com outras perspectivas, como controle do movimento de cursores em determinadas aplicações, vídeo games, dispositivos que formam palavras utilizando a soletração, discagem de números em aparelhos de comunicação ou, até mesmo, a movimentação de uma cadeira de rodas automática (MCFARLAND; WOLPAW, 2011).

## 1.1 OBJETIVOS

Tomando como motivação as aplicações nas quais um sistema BCI pode ser empregado, o presente estudo apresenta como objetivos:

- Aplicar técnicas de processamento digital de sinais (PDS) em sinais cerebrais coletados por meio de um eletroencefalograma (EEG).
- Implementar todas as etapas de processamento de sinais que caracterizam um sistema



BCI baseado no Potencial Evocado em Regime Permanente (SSVEP, do inglês: *Steady State Visually Evoked Potential*);

- Implementar as técnicas de filtragem Referência de Média Comum (CAR, do inglês: *Common Average Reference*), Análise de Correlação Canônica (CCA, do inglês: *Canonical Correlation Analysis*) e CAR/CCA na etapa de pré processamento, assim como explorar suas características.
- Promover uma relação comparativa dos filtros implementados dentro do ambiente de uma BCI-SSVEP.
- Proporcionar um instrumento avaliativo do comportamento de um sistema BCI-SSVEP quando se utiliza apenas informações coletadas na região occipital do cérebro.

## 1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A tecnologia BCI é uma tecnologia contemporânea que se faz cada vez mais emergente dentro dos centros de pesquisas e inovação tecnológica do mundo. Essa seção é dedicada a apresentar alguns dos estudos relacionados a essa tendência, assim como, seus principais impactos.

Algumas pesquisas como as de (WOLPAW et al., 2002), (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010) e (NICOLAS-ALONSO; GOMEZ-GIL, 2012) foram desenvolvidas com a intenção de proporcionar o conhecimento geral das ferramentas que envolvem esse tipo de sistema. Os trabalhos citados promovem uma caracterização do sistema BCI de um modo geral abordando tópicos destinados a introduzir e dissertar sobre as teorias envolvidas por esse sistema. Esses pesquisadores proporcionaram ainda um relato dos componentes necessários para a implementação desse sistema, tal qual as principais formas utilizadas em suas execuções. Destacando de certa forma, as vantagens e desvantagens de cada um dos tipos configurados e deixando evidente a motivação que direciona muitos estudos para esse campo, fornecendo suporte e ressaltando à importância de estudos dentro do cenário. O trabalho dos pesquisadores (MCFARLAND; WOLPAW, 2011) também descreve o sistema BCI apresentando suas características de um modo geral, mas existe uma abordagem centrada nas suas aplicações convencionais.

Outras pesquisas apresentam um caráter mais específico dentro da teoria que compõe o sistema BCI. Tendo como exemplo trabalhos que fornecem um estudo científico do comportamento do cérebro humano quando exposto a algum tipo de estímulo. A pesquisa desenvolvida por (VOLOSYAK et al., 2011), por exemplo, descreve o estudo realizado na intenção de se descobrir relações entre características pessoais de um usuário, como idade e gênero, e seu comportamento cerebral para estímulos luminosos cintilantes, com a intenção de se estabelecer o melhor tipo de BCI para cada grupo de indivíduos. Já em (BRENDAN; JAIME, 2006) uma observação da resposta cerebral para quando um

usuário ignora um determinado evento ou foca em um determinado evento são explorados no intuito de se utilizar tais propriedades na construção de uma BCI. No estudo feito por (GUGER et al., 2009) os pesquisadores analisam a resposta cerebral de mais de 100 indivíduos utilizando um sistema BCI baseado no paradigma P300 com função para formar palavras. Através de um questionário preenchido pelos usuários, uma associação entre a performance da BCI para cada indivíduo e seu estilo de vida foram levantados, com intenção de descobrir o quão acessível seria essa tecnologia às pessoas.

Um outro aspecto do sistema que se faz presente em muitos estudos desenvolvidos são os processos de medição dos sinais cerebrais, que fornecem um instrumento essencial para a implementação de uma BCI. Uma das formas mais convencionais de se medir os potenciais elétricos do cérebro é a eletroencefalografia (EEG). No estudo realizado em (SILVA, 2010) são apresentados algumas singularidades do comportamento elétrico e magnético no cérebro humano e como eles são medidos. Em (MERCADO et al., 2016) é proposto um protótipo de um eletroencefalograma portátil construído especialmente para a aplicação em BCIs. Sua estrutura comporta de 4 a 12 canais de medição e possui uma taxa de amostragem de 256 Hz suprido por uma bateria de 3,7 V. O estudo proposto em (SINHA et al., 2015) exemplifica a importância da remoção de artefatos inseridos no processo de medição utilizando EEG e aplica algumas técnicas na intenção de remover alguns desses artefatos.

Os pesquisadores em (SCHALK et al., 2004) desenvolveram uma plataforma de pesquisa e desenvolvimento de BCI chamada de BCI:2000. Em seu trabalho eles descrevem como essa plataforma é capaz de incorporar diferentes tipos de implementações para sistema BCI por meio dos módulos: fonte de sinal, processamento de sinal, aplicação do usuário e operação.

Diversos trabalhos podem ser destacados quando a abordagem passa a ser de uma BCI baseada no paradigma SSVEP. O trabalho de (WU; YAO, 2009) propõe um estudo qualitativo para esse tipo de BCI tratando de problemas como a forma de estimulação, quais frequências de cintilação apresentam melhores resultados e quais eletrodos apresentam uma informação mais determinante para a implementação. Em (FRIMAN; VOLOSYAK; GRÄSER, 2007) é feito um estudo onde diferentes formas de combinação das informações coletadas pelos eletrodos são realizadas a fim de se encontrar a que apresenta a maior taxa de eficiência. Os autores também discutem o quanto a quantidade de eletrodos utilizados na mensuração do sinal cerebral tem impacto na performance do sistema. No trabalho apresentado por (GEMBLER; STAWICKI; VOLOSYAK, 2016) a influência causada na eficiência de uma BCI-SSVEP pelo número de opções de foco disponibilizados em uma tela de computador a um usuário é investigado. Seus resultados demonstram que a média de acerto de um sistema BCI-SSVEP cai de 86% para 29 % quando as opções de foco do usuário vão de 15 para 60. Em adição, o estudo feito por (MELINCAK; MONTESANO, 2016) propõe uma metodologia para determinar a quantidade necessária de indivíduos

e quantas vezes uma mesma medida deve ser repetida por cada voluntário para que os dados de precisão de uma BCI sejam confiáveis.

Ao analisar as técnicas de processamento que esse tipo de BCI envolve, se tem diversos trabalhos com intuito comparativo, como o dos pesquisadores (CARVALHO et al., 2015) que promoveram um estudo com diferentes técnicas para as etapas de extração de características e classificação de um BCI-SSVEP, no qual se conclui que para o cenário analisado, o classificador linear e a técnica de Welch para extração de característica proporcionaram melhores resultados. Os cientistas em (LIN et al., 2007) propuseram a utilização da técnica CCA para a etapa de extração de características. No trabalho de (GARCIA-MOLINA; ZHU, 2011) são apresentadas algumas das mais utilizadas técnicas de filtragem para o estágio de pré processamento do sinal, assim como são apresentados as análises dos resultados obtidos com cada uma delas. De forma complementar, (ABU-ALQUMSAN; PEER, 2016) apresenta uma análise relacionada ao trabalho anterior, porém a técnica CCA é incorporada entre as técnicas de filtragem analisadas.

Por fim, uma nova tendência se tratando de sistemas BCIs é a implementação de BCIs híbridas, as quais se originam da combinação de dois modelos de BCIs diferentes ou de uma BCI com um outro sistema. No trabalho proposto por (PFURTSCHELLER et al., 2010), algumas das considerações desse modelo são introduzidas. Um outro trabalho proposto por (BANVILLE; FALK, 2017) é composto por uma revisão da literatura no assunto. Esse trabalho apresenta as tendências, limitações e desafios que estão relatadas na literatura.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

O texto presente nesse trabalho está dividido em 5 capítulos, sendo o primeiro deles composto pela introdução do trabalho e complementado pelo objetivo e trabalhos relacionados ao tema de pesquisa descrito.

O segundo capítulo descreve uma revisão dos modelos teóricos que compõem os sistemas BCIs. Ao passo que, o terceiro capítulo apresenta a metodologia implementada na implementação do trabalho descrito nesse material.

O Capítulo 4 aborda os resultados que foram encontrados nos cenários contemplados por esse estudo, assim como uma discussão analítica desses resultados baseados na eficiência do sistema implementado.

O Capítulo 5 apresenta a conclusão do trabalho, e no Apêndice se encontra uma cópia de um artigo apresentado em congresso.

## 2 EMBASAMENTO TEÓRICO

### 2.1 ESTÍMULOS CEREBRAIS

A maioria das aplicações de um sistema BCI recorre à inspeção de sinais produzidos por atividades cerebrais durante a realização de alguma tarefa cognitiva. Entretanto, os sinais cerebrais que devem ser utilizados na implementação desse tipo de sistema carecem ser sinais que apresentam um determinado tipo de atividade eletrofisiológica padrão. Em outras palavras, o sistema BCI é capaz apenas de identificar o comando desejado pelo usuário dentro de um grupo específico de possibilidades, onde cada um desses comandos é associado a uma atividade cerebral específica. As atividades cognitivas realizadas no cérebro são complexas contudo, a ciência atual é capaz de descrever o desenvolvimento de algumas dessas atividades de forma coerente e satisfatória, assim como apontar suas origens. Dentro da classe de atividades cognitivas capazes de serem descritas estão as utilizadas para a implementação de um sistema BCI. Os sinais empregados neste tipo de sistema geralmente ocorrem como resposta à exposição a algum tipo particular de estímulo, os quais podem ser classificados basicamente em dois grupos: estímulos endógenos e exógenos (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

Os estímulos exógenos são aqueles que usufruem de ferramentas do meio externo para induzir determinada resposta ao cérebro do usuário. Nesse cenário, o indivíduo é exposto a um evento que pode ser de forma visual, sonora, ou tátil, por exemplo. Uma das abordagens mais comuns de BCI que empregam estimulação exógena é o SSVEP. Quando o usuário do sistema BCI é exposto visualmente a lâmpadas piscando a uma frequência específica, os disparos sinápticos presentes na região do córtex visual do cérebro entram em sincronismo com o estímulo estabelecido, e sinais compostos pela mesma frequência de cintilação das lâmpadas e/ou seus respectivos harmônicos podem ser verificados nesta mesma região (FRIMAN; VOLOSYAK; GRÄSER, 2007). Desta maneira, cada um dos estímulos luminosos cintila em uma frequência bem determinada e está associado a uma atividade particular que se deseja realizar com a BCI. A prática de concentrar a atenção a lâmpadas cintilando por um determinado momento pode ser cansativa, levando o indivíduo a se desconcentrar durante a atuação da BCI, situação que pode diminuir o desempenho do sistema.

Os tipos de estímulos determinados endógenos são aqueles em que a produção dos sinais cerebrais se dá por meio de processos cognitivos internos do indivíduo. É possível associar sinais cerebrais a movimentos corporais ou, até mesmo, a imaginação destes (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010). Neste caso, o indivíduo deve realizar uma tarefa cognitiva. Os sinais produzidos são capturados e então utilizados

no desenvolvimento da BCI. Para esse tipo de estímulo é necessário um treinamento do indivíduo para que o sinal resultante da operação apresente um padrão aceitável, imprimindo uma certa desvantagem em relação aos sinais providos dos estímulos exógenos, que carecem de um treinamento ínfimo.

## 2.2 MENSURAÇÃO DE UM SINAL CEREBRAL

A medição dos sinais gerados pelos estímulos descritos anteriormente apresentam um papel fundamental no projeto de uma BCI. Essas medições podem ser realizadas de formas diferentes dependendo da aplicação requerida. As atividades cerebrais desenvolvidas devido aos estímulos proporcionados por alguma das técnicas descritas geram campos elétricos e magnéticos (CARVALHO et al., 2015). Os métodos utilizados para realizar a leitura desses sinais são classificados em invasivos e não invasivos.

Os métodos invasivos, como o próprio nome sugere, são caracterizados pela infiltração de sensores responsáveis por captar a resposta cerebral diretamente no córtex cerebral do indivíduo. Devido a esse procedimento, os sinais registrados possuem uma qualidade elevada, além do registro ser mais imune a ruídos. Entretanto, para a utilização deste método uma cirurgia neurológica se faz necessária, sendo o processo custoso e de alto risco à saúde do indivíduo. A título de exemplo, pode ser citado a eletrocorticografia (ECoG) (ZAVERI, 2014).

Dentre os métodos não invasivos, o mais frequentemente empregado é a eletroencefalografia (EEG), que permite aferir a atividade elétrica cerebral com sensores posicionados sobre o escalpo do indivíduo. Este método dispensa intervenções cirúrgicas tornando o procedimento mais barato e oferecendo menos riscos. Entretanto, o sinal elétrico cerebral é menos imune a interferências e ruídos (SILVA, 2010). Uma outra alternativa é a utilização da magnetoencefalografia (MEG) que registra as atividades magnéticas do cérebro (MIMA et al., 1998).

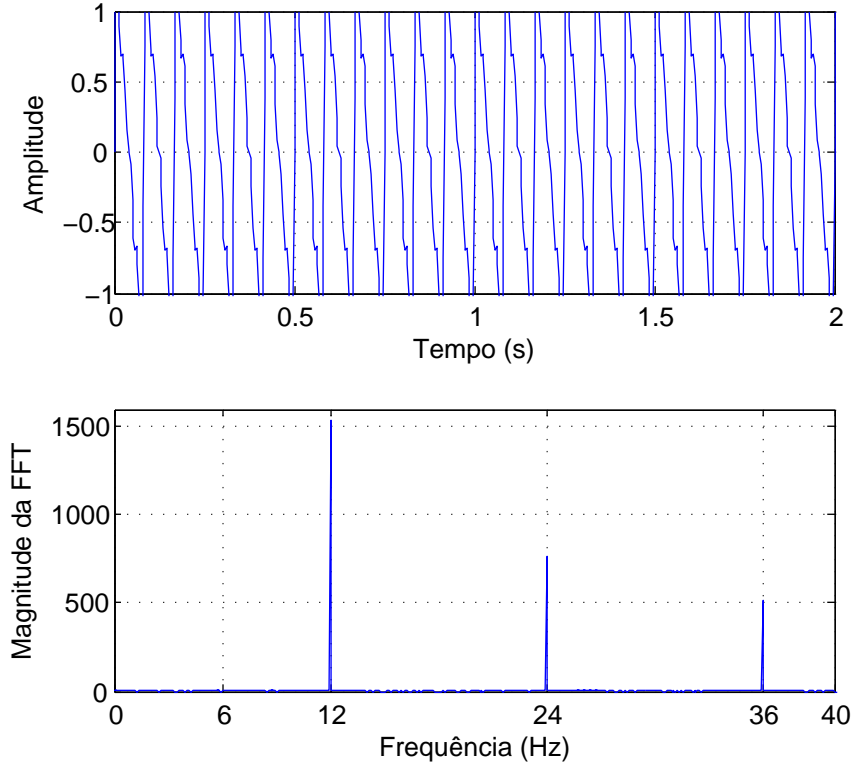
## 2.3 MODELAGEM DE UM SINAL CEREBRAL

Devido ao emprego de sinais cerebrais na implementação de um sistema BCI, uma modelagem matemática desses sinais se torna imprescindível.

Considerando um determinado indivíduo exposto a um estímulo luminoso cintilando com uma frequência  $f$  e adquirindo o potencial das atividades cerebrais desse indivíduo, mensurados através de um EEG espera-se idealmente observar uma resposta SSVEP que pode ser modelada como uma senoide oscilante também a uma frequência  $f$ , e possivelmente combinada com outras senoides oscilantes nas harmônicas de  $f$  (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

Dessa maneira, em um caso ideal onde  $f = 12$  Hz, o sinal fornecido na Figura 1 caracterizaria a resposta registrada.

Figura 1 – Resposta SSVEP ideal no domínio do tempo e da frequência para um estímulo de 12 Hz.



O sinal senoidal da Figura 1 pode ser modelado de forma geral, por:

$$y_i[t] = \sum_{k=1}^{N_h} a_i \text{sen}(2\pi k f t + \phi_{i,k}), \quad (2.1)$$

em que,  $y_i[t]$  é o potencial no eletrodo  $i$  no instante  $t$ ,  $k$  representa as harmônicas de ordem  $k$  que podem constituir o sinal e  $N_h$  simboliza o número total de harmônicas que constituem o sinal.

Em uma aplicação real, entretanto, o sinal ideal apresentado anteriormente é geralmente corrompido por componentes ruidosos, conforme relatado nas técnicas de medição do tipo não invasiva. Os artefatos que são incluídos ao se medir o sinal se originam de mecanismos internos ou externos que ocorreram durante a medição, tais como piscar de olhos, batimento cardíaco, respiração, interferência da rede elétrica e de outros dispositivos no local de medição.

Portanto, para uma modelagem mais coerente com a realidade, os artefatos descritos acima devem ser adicionados a mesma. Resultando em:

$$y_i[t] = \sum_{k=1}^{N_h} a_i \text{sen}(2\pi k f t + \phi_{i,k}) + e_i(t), \quad (2.2)$$

em que,  $e_i(t)$  é a porção do sinal que modela o ruído adicionado ao sinal evocado durante o processo de medição.

É possível representar esse modelo de forma matricial .

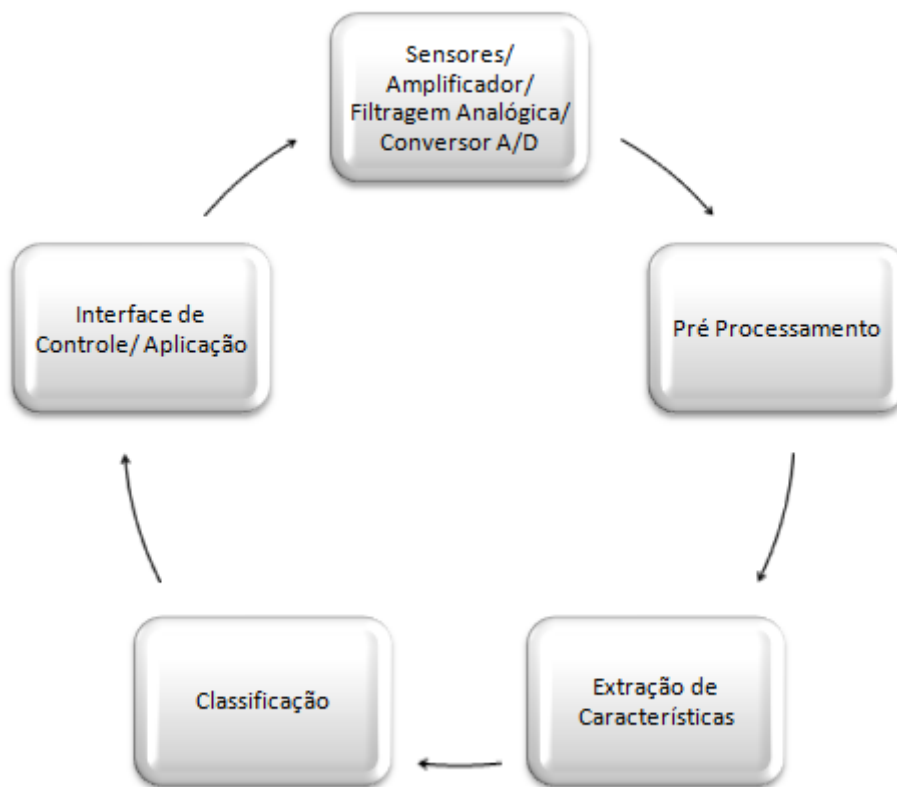
$$Y = XA + E \quad (2.3)$$

sendo  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_i]^T$  a matriz com os sinais coletados pelos eletrodos,  $X$  uma matriz com dimensões  $i \times N_h$  onde as ondas senoidais com a frequência do estímulo e suas harmônicas estão armazenadas,  $A$  carrega a informação das amplitudes de cada uma das senoides e  $E$ , um vetor de dimensão  $i$  com a informação do ruído.

## 2.4 ESTRUTURA DE UMA BCI

As Interfaces Cérebro-Computador são responsáveis por captar sinais cerebrais, realizar um processamento no sinal capturado e, por fim, gerar um sinal de controle baseado na aplicação a qual a BCI está sendo utilizada (NICOLAS-ALONSO; GOMEZ-GIL, 2012).

Figura 2 – Diagrama de blocos das etapas de uma BCI.



Uma estrutura BCI-SSVEP, o qual se usa o potencial evocado SSVEP para sua implementação, pode ser basicamente disposta em 5 etapas (NICOLAS-ALONSO; GOMEZ-GIL, 2012), conforme mostra a Figura 2.

#### 2.4.1 SENSORES/ AMPLIFICADOR/FILTRAGEM ANALÓGICA/ CONVERSOR A/D

Quando um indivíduo é exposto a um estímulo espera-se que suas atividades cerebrais produzam um determinado comportamento magnético e elétrico em resposta ao estímulo. Felizmente, essas diferentes mudanças ocasionadas nos dois campos podem ser identificadas em diferentes partes do cérebro através de sensores posicionados no escalpo do indivíduo. Os tipos mais comum de sensores utilizados para este tipo de aplicação são os eletrodos usados pelo EEG (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

Os eletrodos podem ser posicionados diretamente na superfície do escalpo do indivíduo. Em certas aplicações, uma preparação da região onde eletrodos serão posicionados é realizada em conjunto com a aplicação de um gel. Em outros casos, os eletrodos são do tipo seco e fixados por uma touca.

O sinal é submetido a uma filtragem analógica passa faixas com limites que englobem todas as frequências utilizadas para a estimulação visual. Um filtro notch em torno da frequência de 60 Hz também é utilizado para atenuar as interferências da rede elétrica.

Uma vez que o sinal é captado pelos eletrodos, a utilização de um amplificador se faz necessário para dar continuidade na implementação de uma BCI. Os sinais advindos de respostas fisiológicas do ser humano apresentam uma amplitude muito diminuta na ordem de micro Volts (SINHA et al., 2015). O amplificador aplica então um ganho no sinal coletado, proporcionando um sinal com potenciais de maior amplitude.

Em razão dos próximos estágios de uma BCI serem implementados em ambiente computacional, o sinal que foi verificado pelos sensores e de alguma forma mensurado precisa ser discretizado. Para tal função um conversor analógico digital deve ser utilizado. Esses conversores recebem em sua entrada sinais do tipo analógico e fornecem como saída o mesmo sinal, porém na forma digital.

#### 2.4.2 PRÉ PROCESSAMENTO

O sinal que é coletado por um EEG apresenta uma variedade alta de ruídos e interferências, camuflando constantemente o sinal de resposta do indivíduo ao estímulo visual. Como consequência do que foi discutido se faz necessário a aplicação de alguma técnica de filtragem de sinal para que a resposta evocada pelo estímulo possa ficar mais evidente, tornando a implementação da BCI mais eficaz (GARCIA-MOLINA; ZHU, 2011). Desta forma, com a aplicação de uma técnica de filtragem pretende-se simplificar a execução dos próximos estágios da BCI através da ampliação da relação sinal-ruído (SNR) do sinal



coletado. Algumas técnicas que podem ser utilizadas nesse estágio são apresentadas a seguir.

#### 2.4.2.1 CAR

Uma das técnicas que podem ser aplicadas para tal propósito é denominada de Filtragem Referência de Média Comum (CAR).

A técnica CAR considera cada um dos pontos medidos pelos eletrodos e realiza a média aritmética dos mesmos. Calculada a média, o valor resultante é subtraído de cada um dos eletrodos originando um valor de tensão que não contém valores dos ruídos que estavam presente simultaneamente em todos os eletrodos (FRIMAN; VOLOSYAK; GRÄSER, 2007). A definição deste método se dá por:

$$V_i^{CAR} = V_i^{EL} - \frac{1}{N_E} \sum_{j=1}^{N_E} V_j^{EL} \quad (2.4)$$

em que,  $V_i^{CAR}$  é o potencial no eletrodo  $i$  recalculado através da técnica CAR,  $V_i^{EL}$  é o valor coletado na medição ainda com a presença dos ruídos e  $N_E$  comporta o número de eletrodos utilizados na aplicação em questão.

#### 2.4.2.2 CCA

Uma técnica alternativa que pode ser empregada na filtragem do sinal é a Análise de Correlação Canônica (CCA).

O método é uma ferramenta estatística empregada quando dois grupos distintos de variáveis podem ter informações correlacionadas de forma implícita. A ideia por trás deste método está em encontrar uma combinação linear entre as variáveis que compõem o primeiro grupo, e depois fazer o mesmo para as variáveis do segundo grupo. A correlação entre as duas combinações lineares é definida. Em seguida, uma nova combinação linear é testada em ambos os grupos e mais uma vez se determina a correlação entre eles. Esse processo tem continuidade até que se esgote o tamanho do menor grupo ou de ambos. O foco principal é encontrar a combinação linear que resulta na maior correlação entre os dois grupos (ABU-ALQUMSAN; PEER, 2016).

Considerando duas variáveis aleatórias representadas pelas matrizes  $X$  e  $Y$  deve-se encontrar as matrizes de coeficientes canônicos  $W_x$  e  $W_y$  de modo que:  $x = W_x^T X$  e  $y = W_y^T Y$ . O coeficiente de correlação entre as variáveis canônicas  $x$  e  $y$  denominado  $\rho(x, y)$  deve ser então maximizado.

Pela definição de correlação é possível descrever:

$$\rho(x, y) = \frac{E[xy]}{\sqrt{E[x^2]E[y^2]}}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{E[W_x^T xy^T W_y]}{\sqrt{E[W_x^T xx^T W_x] E[W_y^T yy^T W_y]}} \\
&= \frac{W_x^T E[xy^T] W_y}{\sqrt{W_x^T E[xx^T] W_x W_y^T E[yy^T] W_y}} \\
&= \frac{W_x^T C_{xy} W_y}{\sqrt{W_x^T C_{xx} W_x W_y^T C_{yy} W_y}} \tag{2.5}
\end{aligned}$$

Fazendo com que as variâncias das variáveis  $x$  e  $y$  sejam 1. O problema da maximização se torna:

$$W_x, W_y = \text{Max} \quad W_x^T C_{xy} W_y, \tag{2.6}$$

Empregando os multiplicadores de Lagrange para a solução deste problema de otimização é possível encontrar os seguintes autovalores:

$$\begin{cases} C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx} W_x = \rho^2 C_{xx} W_x \\ C_{yx} C_{xx}^{-1} C_{xy} W_y = \rho^2 C_{yy} W_y \end{cases}$$

Aproveitando do fato de que as matrizes de covariância são simétricas, pode-se realizar algumas manipulações matemáticas para que:

$$\begin{cases} C_{xx}^{-1/2} C_{xy} C_{yy}^{-1/2} C_{yx} C_{xx}^{-1/2} C_{xx}^{1/2} W_x = \rho^2 C_{xx}^{1/2} W_x \\ C_{yy}^{-1/2} C_{yx} C_{xx}^{-1/2} C_{xy} C_{yy}^{-1/2} C_{yy}^{1/2} W_y = \rho^2 C_{yy}^{1/2} W_y \end{cases}$$

sendo  $C_{xx}^{-1/2} C_{xy} C_{yy}^{-1/2}$  chamado de  $T$ ,  $C_{xx}^{1/2} W_x$  de  $W'_x$  e  $C_{yy}^{1/2} W_y$  de  $W'_y$ , possibilitando que o problema de autovalores seja escrito da seguinte forma:

$$\begin{cases} TT^T W'_x = \rho^2 W'_x \\ T^T T W'_y = \rho^2 W'_y \end{cases}$$

Podendo-se concluir que:

$$\rho(x, y) = \sqrt{\lambda_{\max}(TT^T)}, \tag{2.7}$$

sendo  $\lambda_{\max}$  o máximo autovalor.

O sinal a ser utilizado nos próximos estágios da BCI é então mapeado através de  $x = W_x^T X$ .

### 2.4.3 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICA

Um vez que o sinal for submetido a etapa de pré-processamento, ele passa a ser composto por uma quantidade menor de elementos ruidosos, proporcionando melhores materiais para a execução do próximo estágio da BCI. Na fase de extração de característica, técnicas são aplicadas com objetivo de captar informações criteriosas contidas nos sinais,

possibilitando o processo de classificação. Em outras palavras, a função da extração de característica é calcular propriedades presentes nos sinais que irão ser utilizados para determinar o tipo de sinal coletado. Algumas dessas propriedades podem ser valores de amplitude relacionados a respectivos valores de frequência tendo como exemplo (GRAIMANN; BRENDAN; PFURTSCHELLER, 2010).

### 2.4.3.1 MÉTODO DE WELCH

Uma técnica geralmente utilizada para a extração de característica de sinais com resposta SSVEP é a estimação da densidade espectral de potência (PSD, do inglês: *Power Spectral Density*) empregando o método de Welch (WELCH, 1967). O método de Welch se define pela obtenção da PSD calculando médias de periodogramas modificados. Neste método, o sinal de entrada é dividido em  $K$  segmentos com uma janela de comprimento  $L$ . O periodograma modificado de cada um desses segmentos é determinado e a média desses valores é obtida e utilizada para indicar a PSD.

Assim sendo, suponha-se que a janela  $w(n)$  seleciona um comprimento finito do sinal  $x(n)$  com  $L$  amostras:

$$V(\omega) = \sum_{n=0}^{L-1} w(n)x(n)e^{-j\omega n}, \quad (2.8)$$

A estimativa do espectro de potência chamado de periodograma é desta forma:

$$\hat{S}(\omega) = \frac{1}{LU} |V(\omega)|^2, \quad (2.9)$$

Quando a janela  $w(n)$  não se caracteriza como uma janela retangular, o periodograma passa a ser chamado de periodograma modificado.

A aplicação do método de Welch se baseia então na obtenção de médias de periodogramas modificados. O sinal  $x(n)$  é então dividido em  $K$  segmentos com uma janela de comprimento  $L$ :

$$x_{seg}(n) = x(sR + n)w(n); \quad 0 \leq n \leq L - 1, \quad 1 \leq s \leq K$$

O periodograma do segmento  $s$  é então calculado:

$$\hat{S}_s(\omega) = \frac{1}{LU} |V_s(\omega)|^2, \quad (2.10)$$

O periodograma médio que caracteriza a estimativa da PSD é:

$$\bar{S}(\omega) = \frac{1}{K} \sum_{s=0}^{K-1} \hat{S}_s(\omega), \quad (2.11)$$

## 2.4.4 CLASSIFICAÇÃO

Um classificador tem como propósito categorizar um item de um determinado grupo ou classe, utilizando como ferramenta características específicas apresentadas pelo item a ser classificado (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009). O reconhecimento de características em um determinado objeto, como um sinal, cria a possibilidade de que o objeto seja classificado e que um sistema tome decisões a partir do resultado dessa classificação. No contexto da BCI-SSVEP, a etapa de classificação é incumbida de determinar a frequência na qual o indivíduo está mantendo sua concentração, utilizando como instrumento apenas os elementos adquiridos na etapa de extração, possibilitando dessa forma a realização da atividade associada à frequência específica que foi identificada. Um classificador comumente empregado para distinguir as características de cada classe de sinais em um sistema BCI é o classificador linear baseado no método dos mínimos quadrados.

### 2.4.4.1 Classificador Linear

A possibilidade de classificar vetores contendo as características de cada uma das classes de forma correta a partir de um classificador linear consiste no primeiro passo para a utilização dessa espécie de classificador. O classificador linear apresenta vantagens sobre os demais pela sua simplicidade e robustez. Dentro da espécie de classificadores lineares, existe um classificador que usufrui do método dos mínimos quadrados para classificar seus componentes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009).

Os classificadores lineares apresentam uma saída  $Y$  definida como:

$$Y = w^T X \quad (2.12)$$

em que,  $w$  é o vetor de parâmetros do classificador e  $X$  é a matriz contendo as características extraídas do sinal.

O propósito do método dos mínimos quadrados é definir um vetor peso  $w$  de forma a minimizar os erros quadráticos entre os valores desejados e o valor real de saída do classificador. Os erros são primeiramente calculados e somados, conforme a equação:

$$J(W) = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i^T w)^2 = \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2.13)$$

Minizando a equação 2.13 com respeito a  $w$  encontra-se:

$$\sum_{i=1}^N x_i (y_i - x_i^T w) = 0 \rightarrow \left( \sum_{i=1}^N x_i x_i^T \right) w = \sum_{i=1}^N (x_i y_i) \quad (2.14)$$

A equação 2.14 também pode ser escrita da seguinte forma:

$$(X^T X)w = X^T y \rightarrow w = (X^T X)^{-1} X^T y. \quad (2.15)$$

## 2.4.5 INTERFACE DE CONTROLE/ APLICAÇÃO

A interface de controle em um sistema BCI é responsável por criar um caminho de comunicação entre a resposta cedida pelo classificador e o sistema responsável por realizar a tarefa de interesse do usuário.

Existem diversas aplicações nas quais uma BCI é aplicada, porém a maioria dessas aplicações utilizam desse mecanismo para tentar oferecer uma melhor qualidade de vida para pacientes acometidos por algum tipo de disfunção motora. No trabalho (NICOLAS-ALONSO; GOMEZ-GIL, 2012) são apresentados alguns dos campos de aplicação de uma BCI. Entre eles se destacam:

### 2.4.5.1 Comunicação

Esse tipo de aplicação, que tem como finalidade fornecer ajuda a pessoas com algum tipo de deficiência comunicativa, apresenta um teclado virtual com as letras do alfabeto onde o paciente pode escolher letras por meio de um sistema BCI para formar palavras ou frases.

### 2.4.5.2 Restauração Motora

Aplicação voltada para pessoas que sofrem de alguma disfunção motora e que podem controlar o movimento de um mecanismo de suporte, como uma cadeira de rodas ou uma prótese, por meio de um sistema BCI.

### 2.4.5.3 Controle de Ambiente

Este tipo de aplicação busca aumentar a independência de pessoas com alguma disfunção motora, através da oferta de controle de alguns equipamentos domésticos, como o aparelho de televisão, luzes ou a temperatura do ar condicionado.

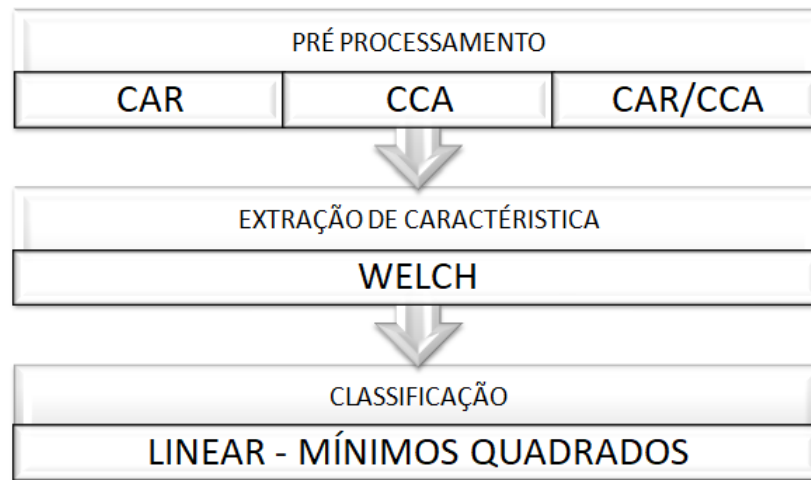
### 2.4.5.4 Entretenimento

Aplicações fora do contexto assistivo também são disponibilizadas pela BCI, como a utilização desse sistema na produção de vídeo games que podem ofertar uma experiência com maior atratividade para os usuários.

## 3 IMPLEMENTAÇÃO DE UM SISTEMA BCI-SSVEP

Neste Capítulo é relatada a metodologia empregada na aquisição dos sinais cerebrais manipulados nesse trabalho, assim como a implementação computacional das técnicas de processamento efetuadas ao decorrer de sua realização. A Figura 3 exibe um *brainstorm* dessas técnicas por módulos do sistema BCI-SSVEP. Para efeitos da realização desse trabalho todas as técnicas foram desenvolvidas no ambiente computacional do MatLab na versão de 2013.

Figura 3 – Técnicas implementadas por estágio da BCI-SSVEP.



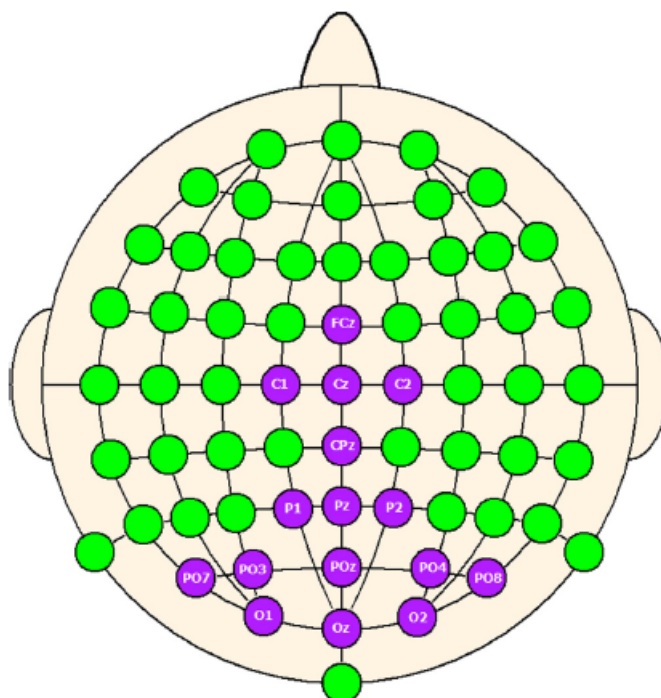
### 3.1 AQUISIÇÃO DO SINAL CEREBRAL

Este trabalho empregou uma base de dados de sinais EEG coletados pelo grupo de pesquisa da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) (CARVALHO et al., 2015) .

Utilizou-se o sinal de 3 voluntários saudáveis coletado por um EEG com 16 eletrodos secos posicionados em: O1, O2, Oz, POz, Pz, PO4, PO3, PO8, PO7, P2, P1, Cz, C1, C2, CPz e FCz, de acordo com o padrão internacional 10-20, conforme apresentado na Figura 4.

Todos os voluntários foram submetidos a um estímulo visual do tipo checkerboard, onde deveriam concentrar sua atenção em um monitor de 15 polegadas que apresentava em momentos diferentes duas das frequências de estimulação, conforme mostrado na Figura 5. Diante disso, caracterizou-se a efetivação do potencial SSVEP. A abordagem SSVEP possui uma qualidade de resposta bem favorável quando utilizam-se frequências

Figura 4 – Posicionamento dos eletrodos na aquisição dos sinais cerebrais.



Fonte: (CARVALHO et al., 2015).

Figura 5 – Representação ilustrativa das telas de estimulação.



situadas dentro da faixa de 5 - 60 Hz (FRIMAN; VOLOSAYAK; GRÄSER, 2007). Os estímulos apresentavam seis frequências diferentes, sendo elas: 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz. As frequências de estimulação são todas submúltiplas da frequência de 60 Hz, essa medida foi adotada para que a precisão dos estímulos fosse garantida, uma vez que a taxa de atualização do monitor utilizado é de 60 Hz.

Os voluntários foram sujeitos a cada uma das frequências por 12 segundos por 8 vezes consecutivas, separadas por um intervalo de descanso. Na discretização do sinal, a taxa de amostragem do sistema foi de 256 Hz, originando para cada uma das medidas uma matriz de dados de 16 linhas e 3072 colunas. Cada uma das linhas descreve o potencial medido nos 16 eletrodos e as colunas apresentam essa medida em diferentes instantes de tempo.

No intuito de amenizar os efeitos causados pelos ruídos e interferências, o sinal coletado foi filtrado analogicamente ainda na etapa de aquisição por um filtro Butterworth passa-banda na faixa de 5 a 60 Hz e por um filtro do tipo *notch* projetado para a frequência de 60 Hz. Este último tem a intenção de atenuar as ações interferentes provenientes da rede elétrica.

## 3.2 SINAL APURADO

O sinal apresentado na Figura 6 elucidava o modo em que as interferências alteram o sinal. Esse sinal foi coletado através do eletrodo da posição Oz quando o indivíduo estava focando sua atenção visual em cada uma das frequências de estimulação. Pelo gráfico do sinal no domínio da frequência mostrado na Figura 7, pode-se perceber que em cada uma das frequências de estímulo sua respectiva magnitude da FFT apresenta-se coberta pelos ruídos e interferências, o sinal ideal deveria apresentar apenas a frequência do estímulo e/ou suas componentes harmônicas.

## 3.3 PRÉ PROCESSAMENTO

Conforme dito anteriormente, a etapa de pré processamento tem como finalidade aumentar a relação sinal ruído do sinal mensurado, na tentativa de limpar o sinal das interferências adicionadas a ele durante o procedimento da medição. Nessa etapa da BCI foram implementados um total de 3 técnicas de filtragem. A primeira foi a técnica CAR, a segunda a técnica CCA e na terceira o sinal foi filtrado por uma combinação das duas técnicas anteriores.



Figura 6 – Sinais coletados de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio do tempo.

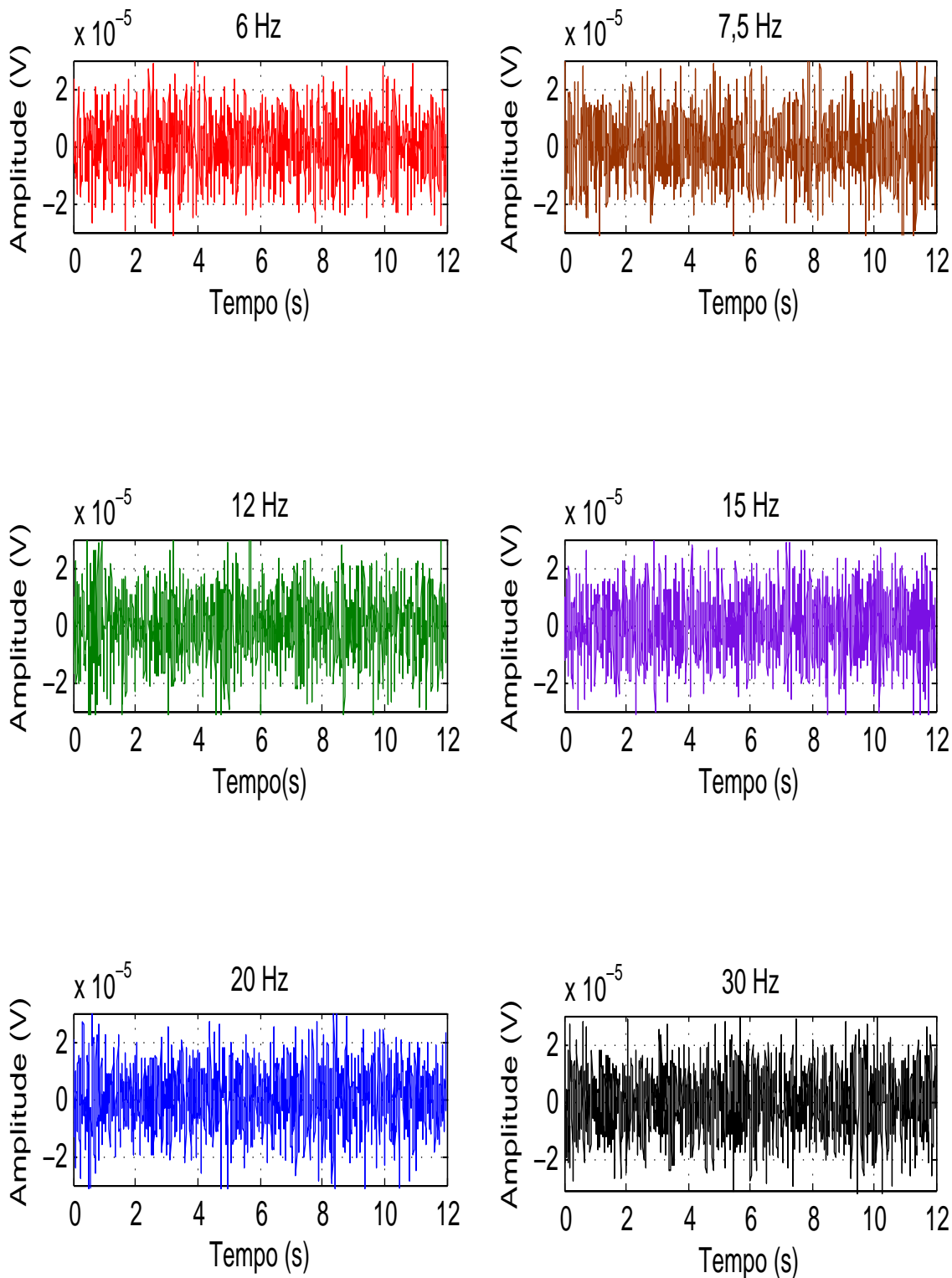
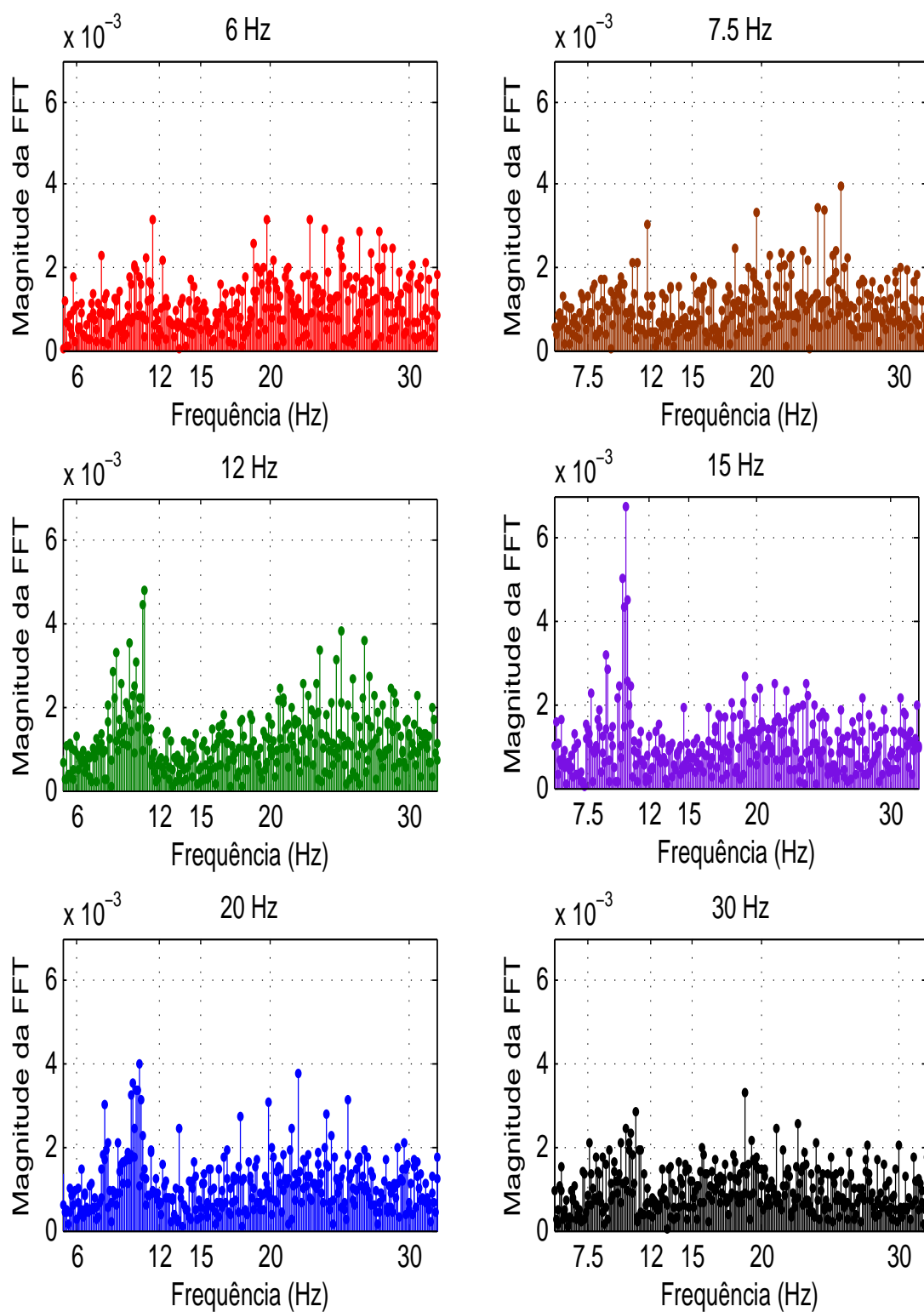


Figura 7 – Sinais coletados de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência.



### 3.3.1 FILTRO CAR

A Figura 8 representa o espectro dos mesmos sinais apresentados na Figura 7, após eles terem sido submetidos a técnica CAR. É possível verificar que o sinal na frequência de estimulação está mais evidente do que anteriormente. A Figura 9 representa os sinais apresentados na Figura 7 com um janelamento de 3 segundos submetidos a técnica CAR.

### 3.3.2 FILTRO CCA

Na aplicação desse filtro são passados como parâmetros as variáveis  $X$  que representa a matriz de sinais coletados pelo EEG e  $Y$  que é a matriz 6x2 abrigando os sinais senoidais e cossenoidais (colunas) para cada uma das frequências de estimulação (linhas). A função utilizada retorna as matrizes de coeficientes canônicos  $W_x$  e  $W_y$  e os respectivos coeficientes de correlação  $\rho$ . A Figura 10 representa os mesmos sinais apresentados na Figura 7 após eles terem sido submetidos a técnica CCA.

Em uma aplicação real, a utilização dos 12 segundos do qual o dado é formado não se justifica, pois o tempo de espera necessário para se preencher o *buffer* com a informação é extremamente grande. O que não acontece com a implementação do filtro CAR por se tratar de um filtro ponto a ponto. Com o objetivo de tratar o problema de uma maneira mais fiel ao desenvolvimento físico de uma sistema BCI, o filtro CCA foi aplicado nos sinais após os mesmos terem sido submetidos a janelamentos de 3 segundos de duração. A Figura 11 apresenta a aplicação do filtro CCA nos mesmos sinais utilizados na Figura 10, porém com a utilização dos dados correspondentes aos primeiros três segundos de medição.

### 3.3.3 COMBINAÇÃO DO CAR/CCA

Para o último tipo de filtro implementado, o sinal coletado do EEG é primeiramente filtrado através da técnica CAR e o sinal de resposta é submetido ao filtro CCA. A Figura 12 representa os mesmos sinais apresentados na Figura 7 após eles terem sido submetido a técnica CAR/CCA. Já a Figura 13 representa os mesmos sinais apresentados na Figura 7 após eles terem sido aplicados a técnica CAR e então um janelamento de 3 segundos do sinal resultante é submetido a técnica CCA.

Figura 8 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR.

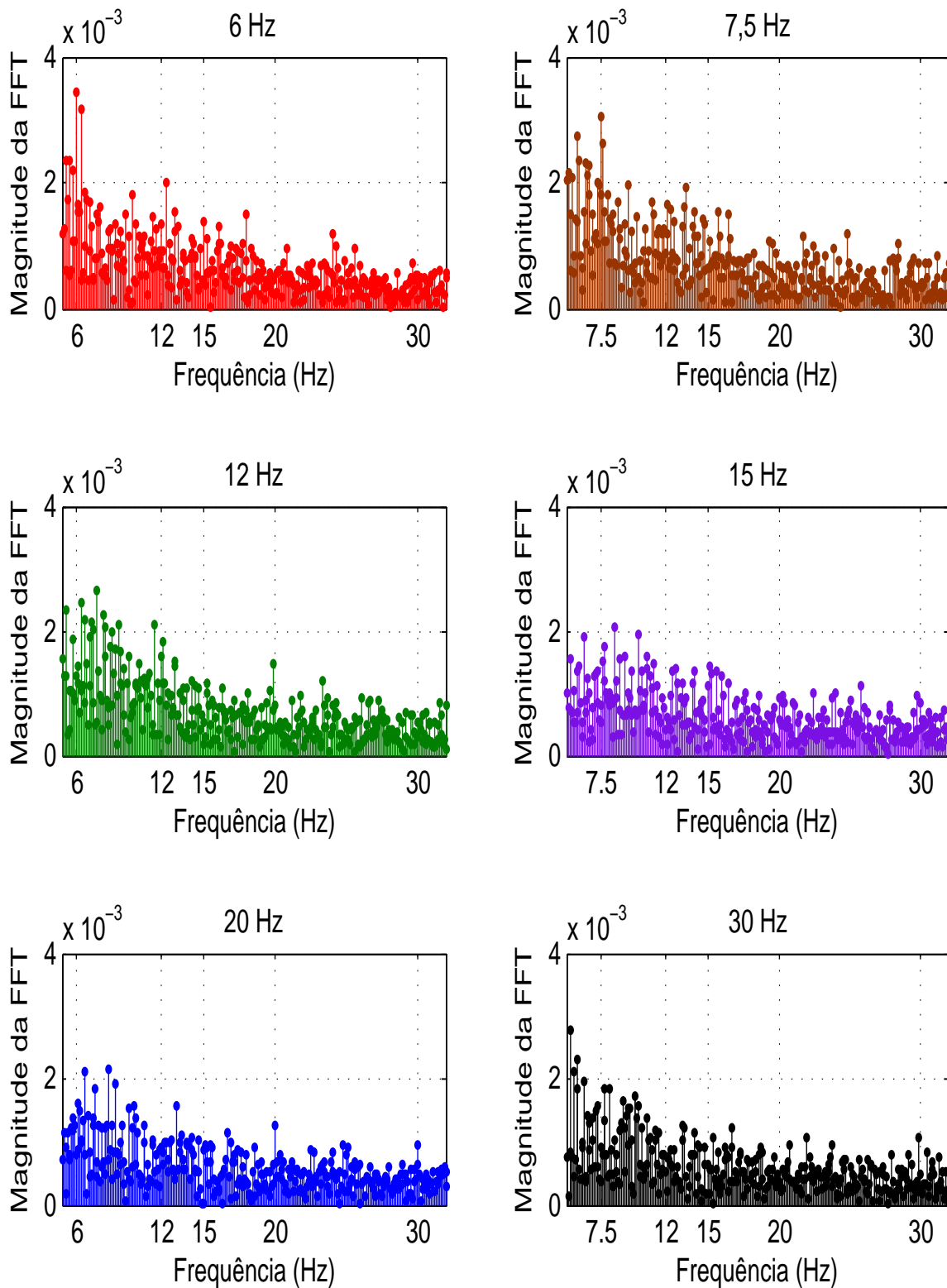


Figura 9 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR.

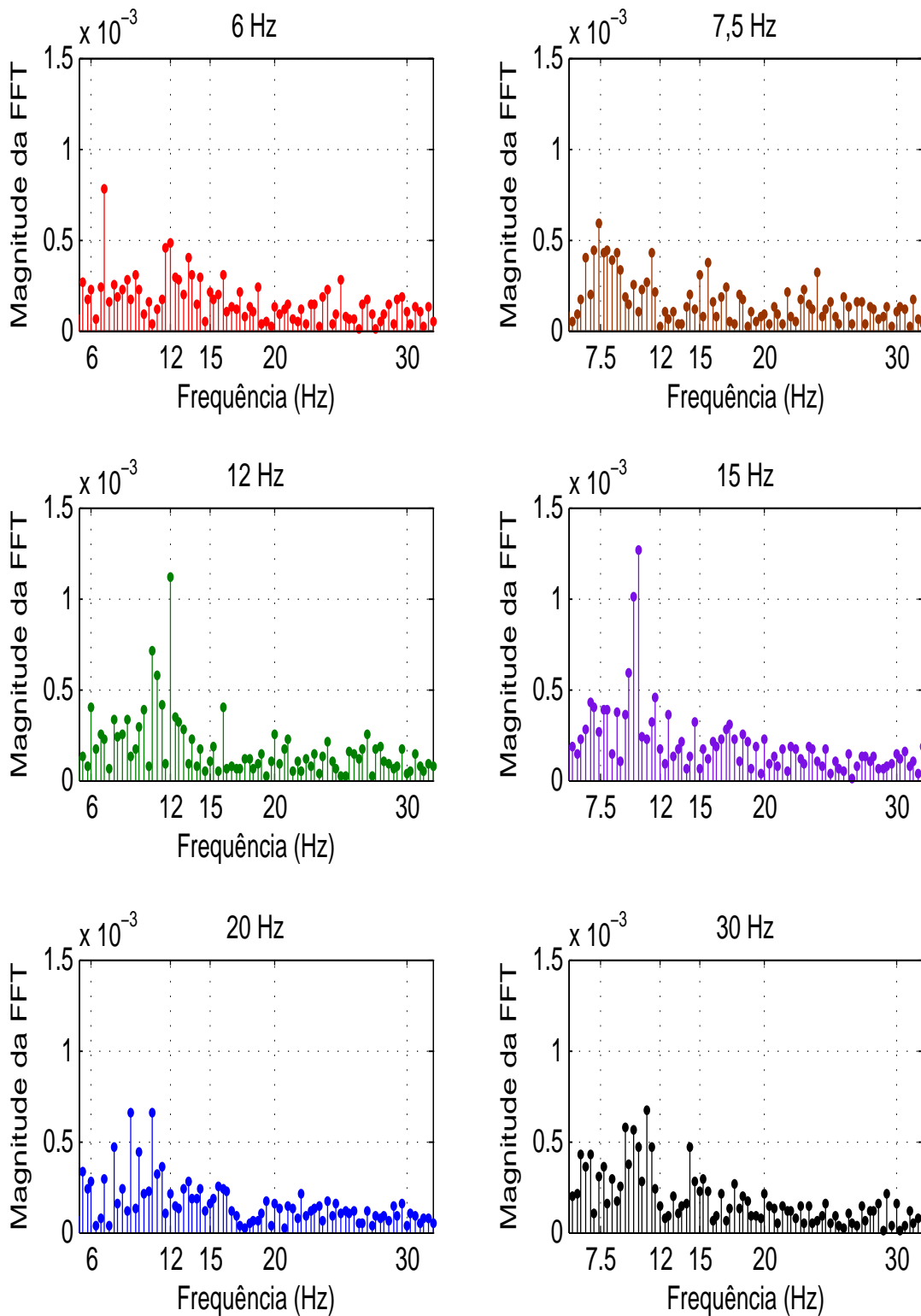


Figura 10 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CCA.

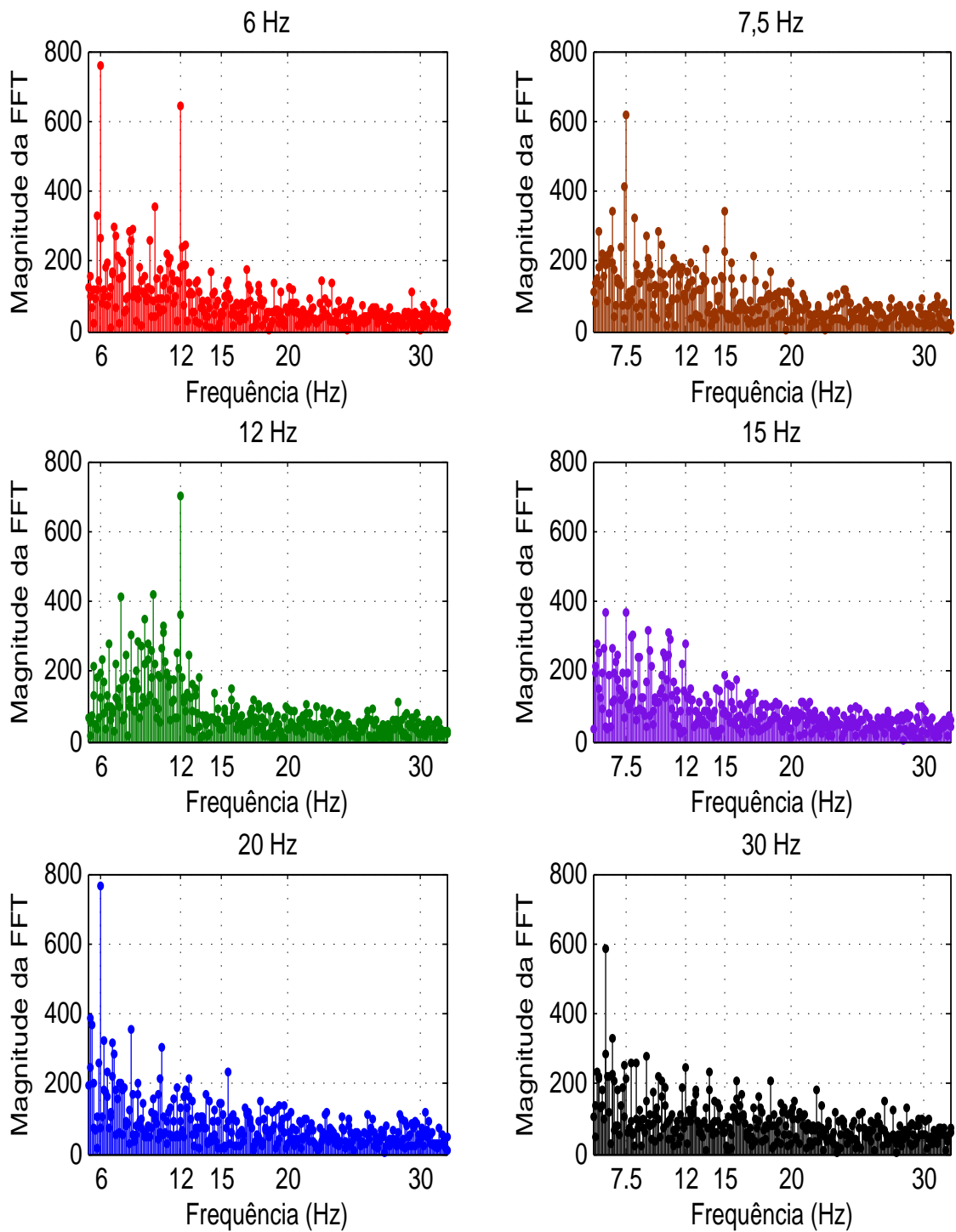


Figura 11 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CCA.

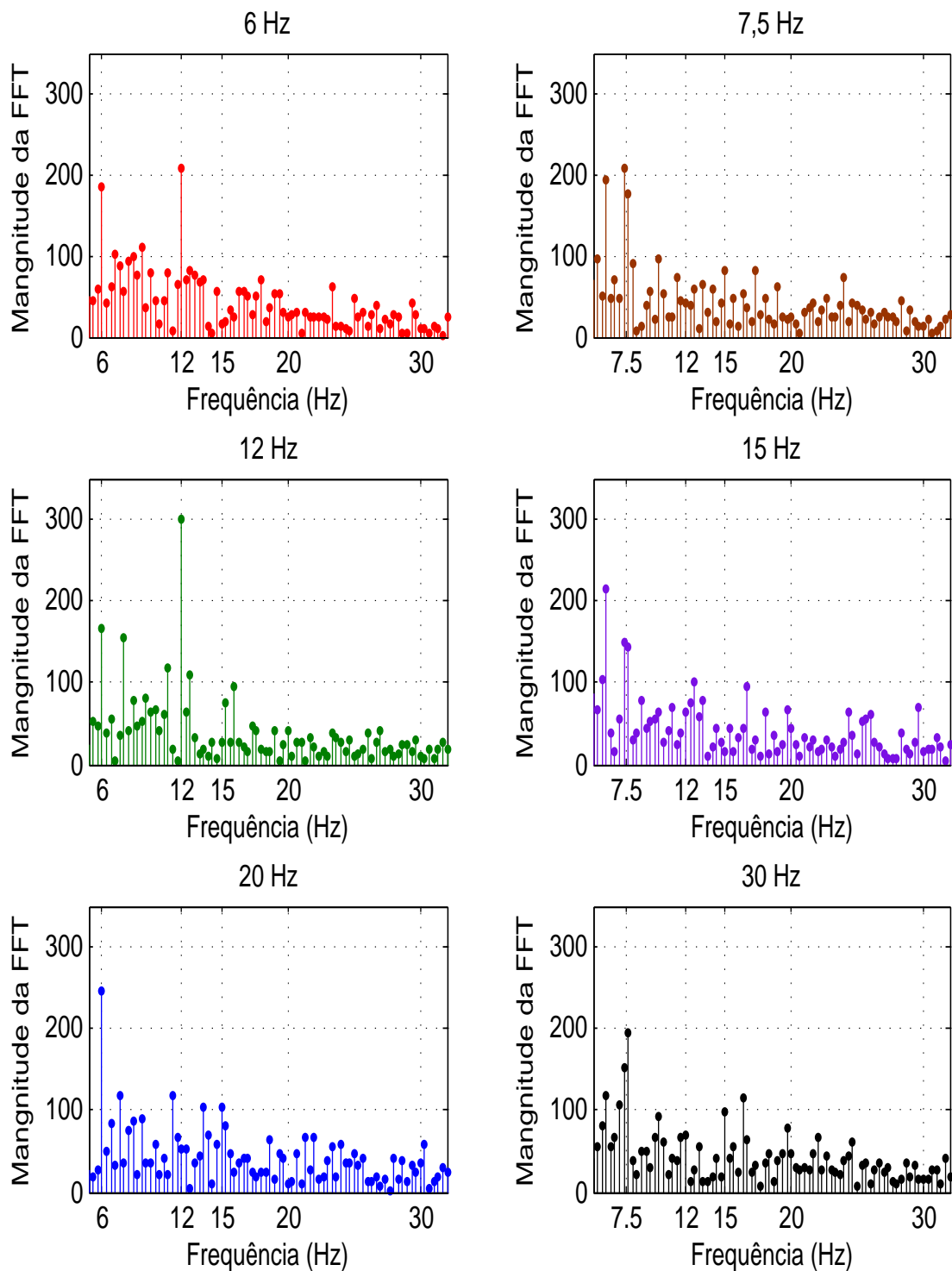


Figura 12 – Sinais coletados durante 12 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR/CCA.

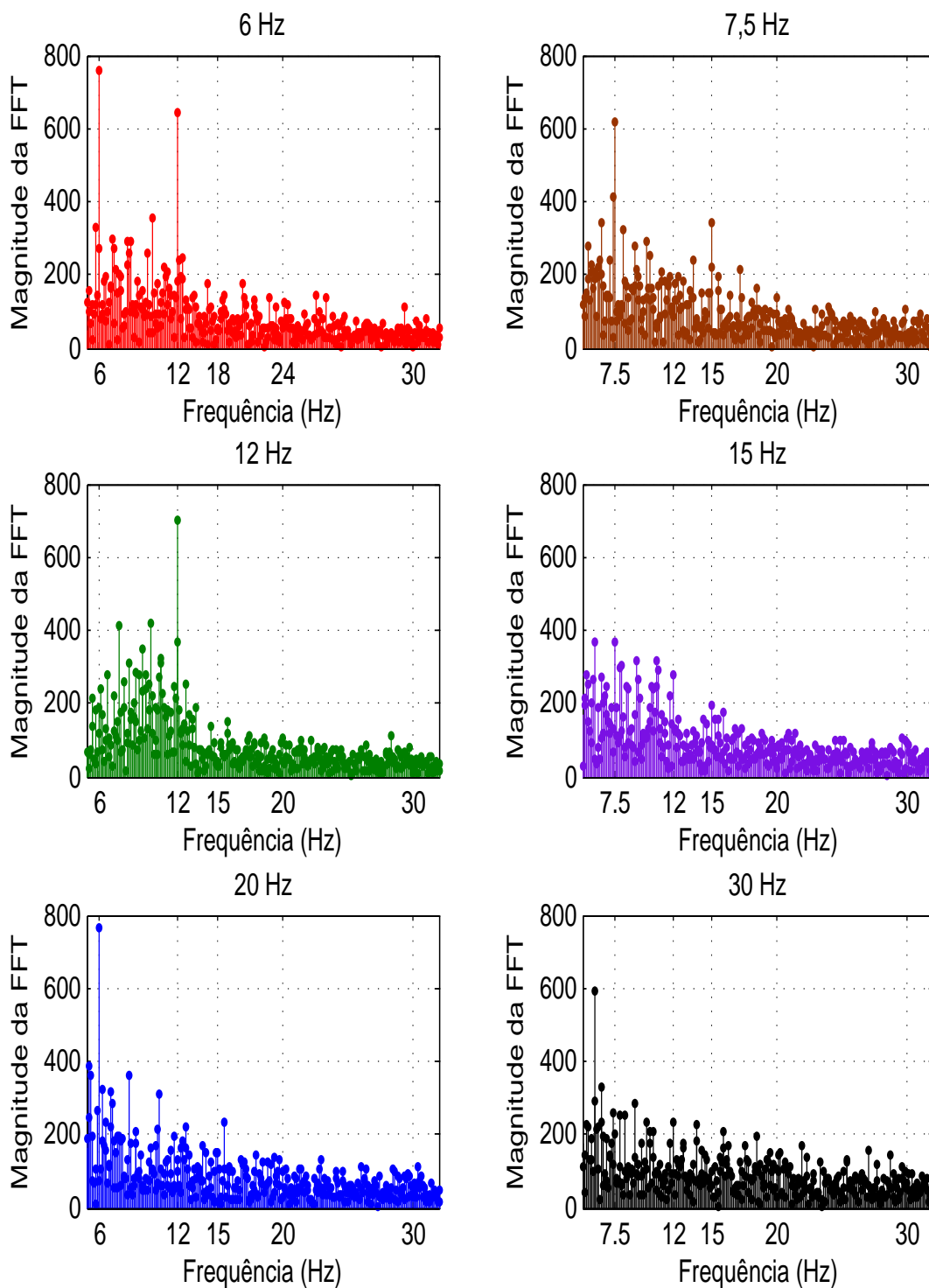
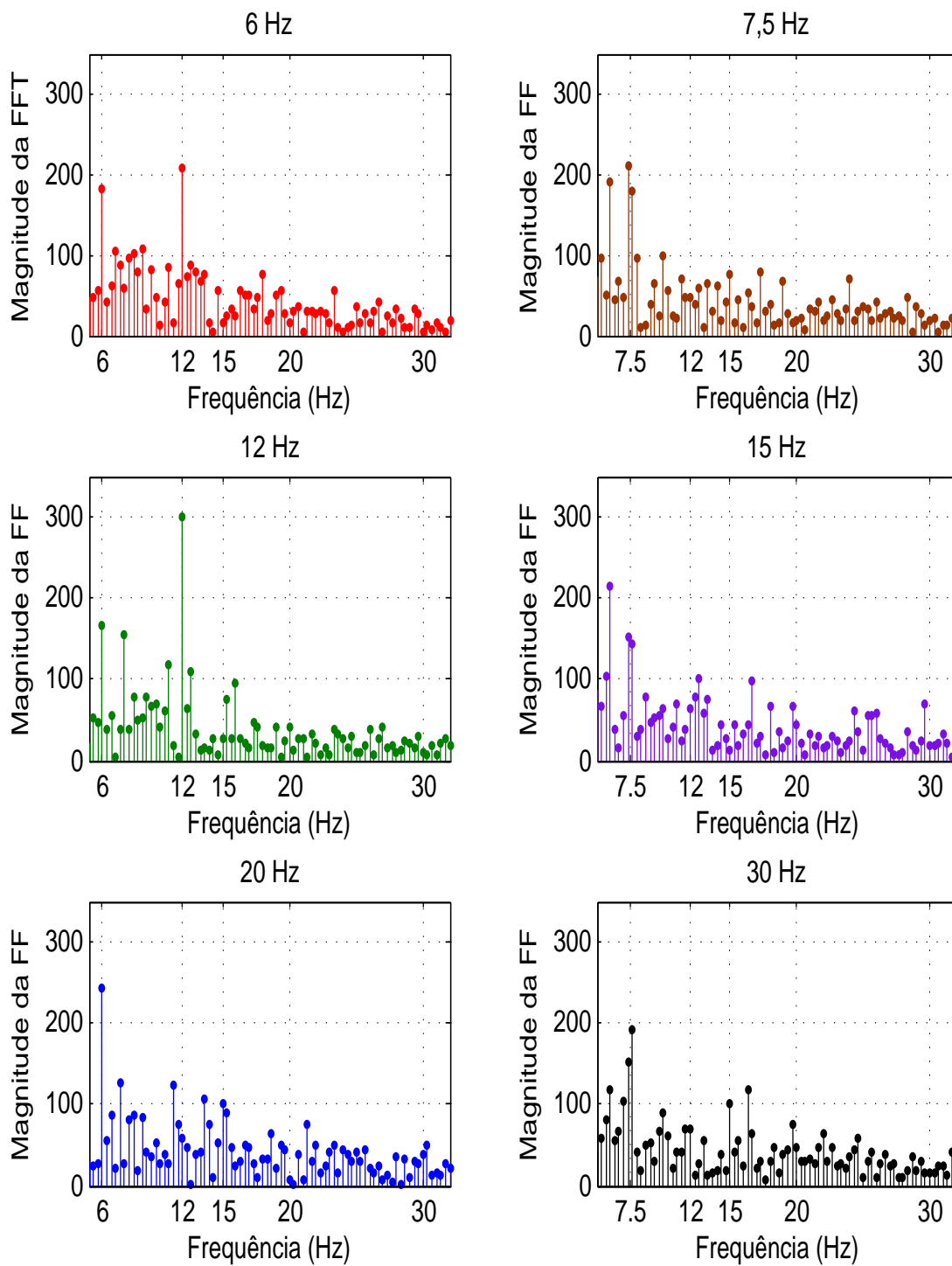




Figura 13 – Sinais coletados durante 3 segundos de um indivíduo utilizando o potencial SSVEP nas frequências 6; 7,5; 12; 15; 20 e 30 Hz apresentados no domínio da frequência após aplicação da técnica CAR/CCA.



## 3.4 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Na implementação dessa técnica foram disponibilizados como parâmetros o elemento  $X$  que se trata dos dados dos primeiros 3 segundos de medição do potencial SSVEP registrados após os mesmos serem submetidos a técnica de filtragem CAR, o elemento  $WINDOW$  ao qual foi atribuído o valor de 768 correspondente ao número de pontos presentes em 3 segundos de dados e  $F_s$  que designa a frequência de amostragem do sinal. Para extrair as características do sinal nas frequências de estimulação foi utilizado o parâmetro  $F$  que assume o seguinte vetor [5.95:0.01:6.05 7.45:0.01:7.55 11.95:0.01:12.05 14.95:0.01:15.05 19.95:0.01:20.05 29.95:0.01:30.05]. Um overlap de 50% também foi considerado.

A Figura 15 apresenta a PSD calculada para o mesmo sinal porém o elemento  $X$  que compreende aos dados dos primeiros 3 segundos de medição do potencial SSVEP foi submetido a técnica de filtragem CCA.

Ao se analisar o valor da PSD para cada um dos valores de frequência nos gráficos das Figuras 14 e 15 é possível notar que o maior valor é exatamente o da frequência com a qual o indivíduo está sendo estimulado para os valores de 6; 7,5; 12 e 15 Hz quando é utilizada a técnica de filtragem CAR e apenas para os valores de 7,5 e 12 Hz para a técnica de filtragem CCA. Para as frequências de 20 e 30 Hz os valores de maiores amplitude se concentram nos menores valores de frequência. Isso se deve porque a resposta SSVEP se torna mais fraca a medida que se aumenta o valor da frequência de estímulo (REGAN, 1977).

Na Figura 16 estão apresentadas as características dos sinais das 8 medições realizadas de um indivíduo utilizando as frequências de 12 e 15 Hz, coletadas pelo eletrodo da posição O1. Pela Figura 16 pode-se notar que as características extraídas pelo método de Welch tendem a ser mais intensas em torno da frequência de estímulo.

## 3.5 MATRIZ DE ATRIBUTOS

A matriz  $W$ , também conhecida como matriz de atributos, é importante para a efetivação do sistema BCI, pois contém de forma agrupada a informação das características do sistema que serão utilizadas para a classificação do sinal.

No intuito de verificar diferentes performances com o escopo da BCI as matrizes de atributos foram criadas basicamente em 3 modalidades distintas. Na primeira modalidade foram utilizadas todas as 6 frequências de estimulação, conforme descrito a seguir.

Os dados coletados pelo EEG quando um determinado indivíduo estava exposto a uma certa frequência  $f$ , foram primeiramente filtrados, diretamente quando submetidos ao filtro CAR e com um janelamento de 3 segundos para o caso CCA. Posteriormente, a PSD de cada um dos 16 canais utilizados na medição foram estimadas através da técnica Welch. Feito isso, 10 pontos em torno de cada uma das frequências de estimulação, sendo esses

Figura 14 – PSD estimada pelo método de Welch para os sinais nas frequências de estímulos com filtragem por CAR.

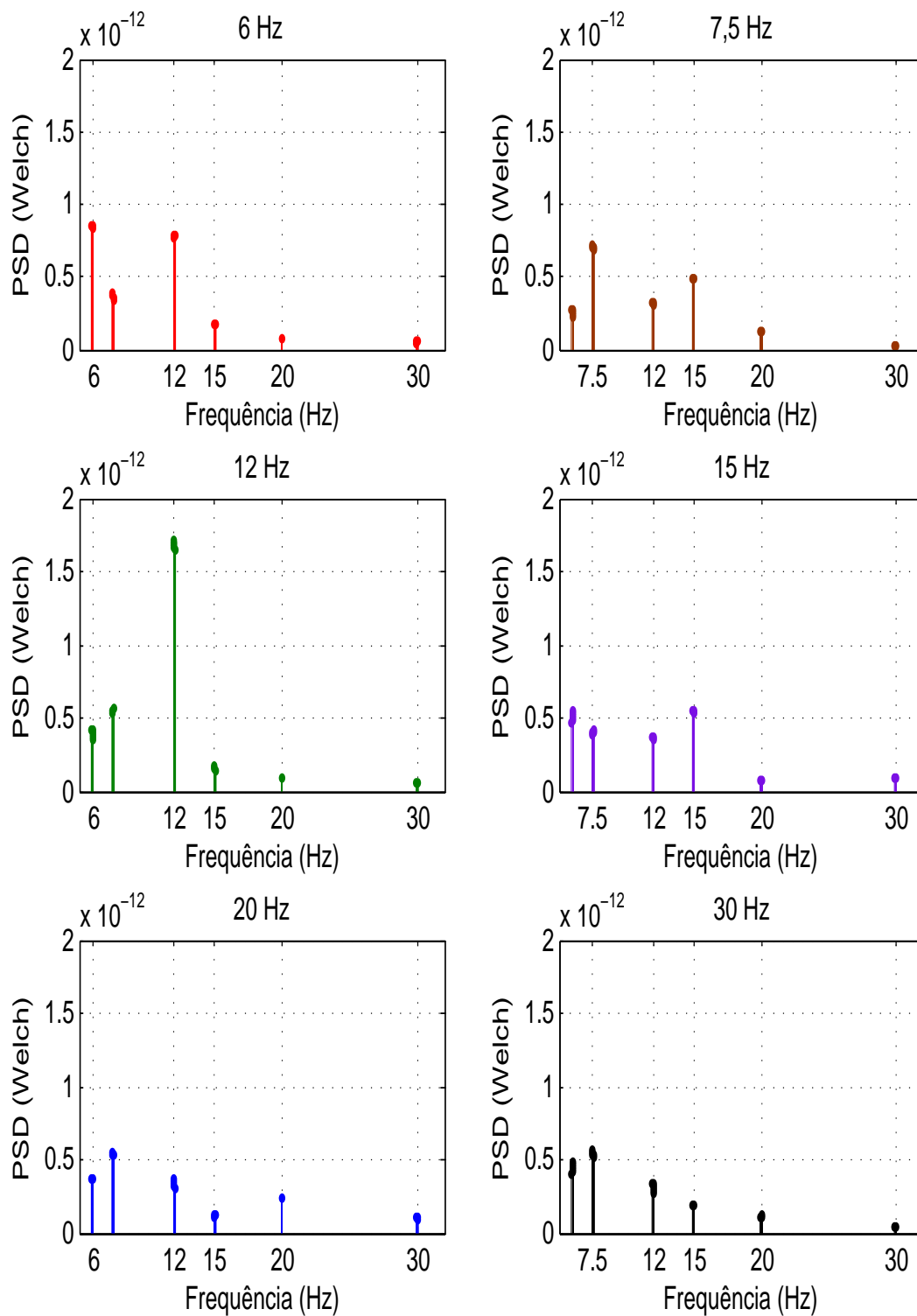
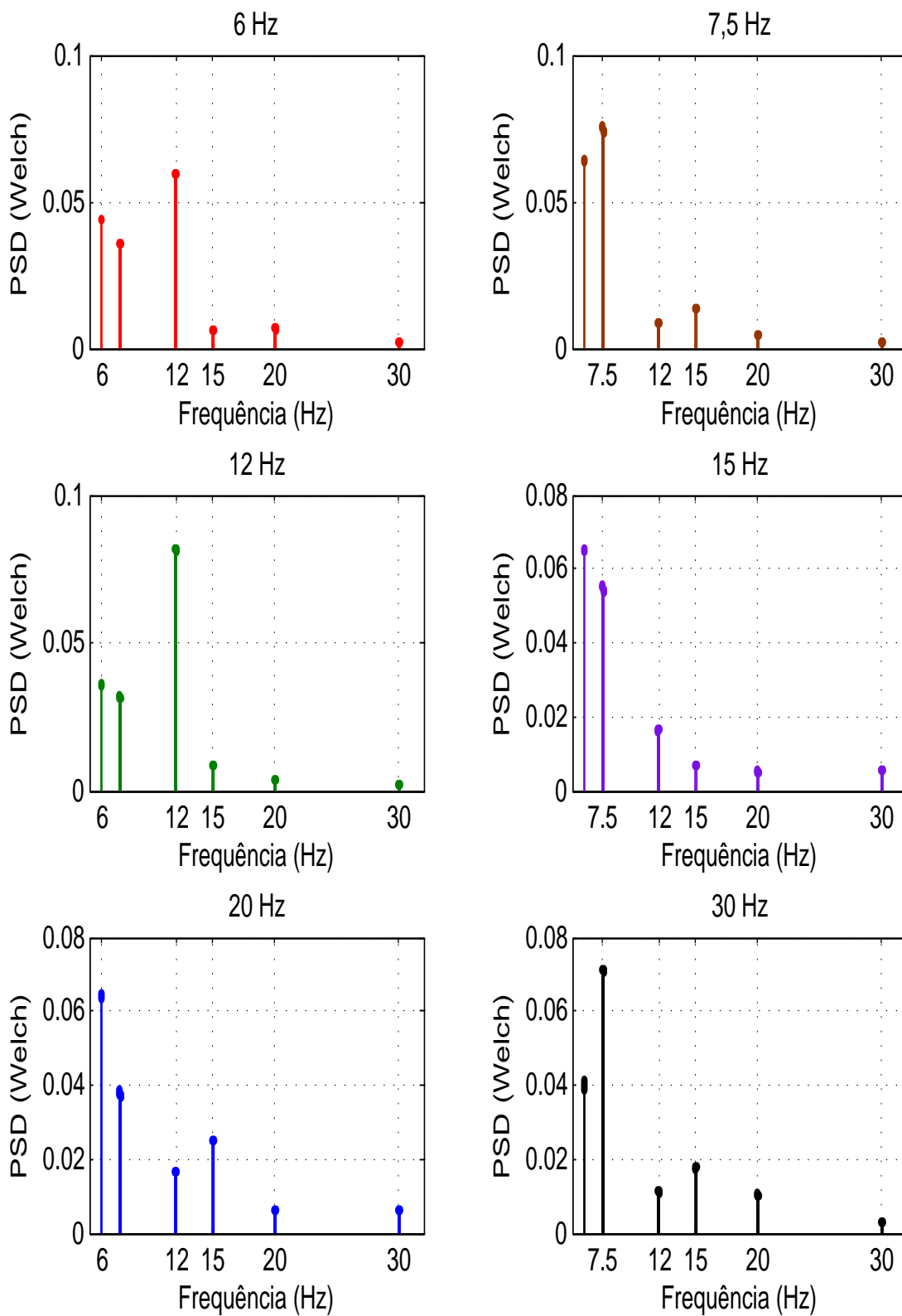


Figura 15 – PSD estimada pelo método de Welch para os sinais nas frequências de estímulos com filtragem por CCA.





$$W_{6freq} = \begin{vmatrix} W''_{6Hz} \\ W''_{7,5Hz} \\ W''_{12Hz} \\ W''_{15Hz} \\ W''_{20Hz} \\ W''_{30Hz} \end{vmatrix}$$

Na segunda modalidade apenas 4 frequências das 6 empregadas na aquisição do sinal foram utilizadas. Então a matriz  $W'_f$  é simplificada para o seguinte formato:

$$W'_f = \begin{array}{cccc|cccc|c} & \text{Canal 1} & & \text{Canal 2} & \dots & & \text{Canal 16} & & \\ & \downarrow & & \downarrow & & & \downarrow & & \\ p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \dots & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \rightarrow & \text{Medição 1} \\ p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \dots & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \rightarrow & \text{Medição 2} \\ & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & & \\ p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \dots & p_6 & p_{12} & p_{15} & p_{30} & \rightarrow & \text{Medição 8} \end{array}$$

O processo para produzir  $W'_f$  não muda nesse cenário, mais uma vez dez janelamentos são utilizados. Já a matriz  $W$  assume a seguinte estrutura:

$$W_{6freq} = \begin{vmatrix} W''_{6Hz} \\ W''_{12Hz} \\ W''_{15Hz} \\ W''_{30Hz} \end{vmatrix}$$

Por fim, no terceiro cenário tem-se a utilização de apenas 2 das frequências de estimulação, caracterizando  $W'_f$  da seguinte forma:

$$W'_f = \begin{array}{cccc|cc|c} & \text{Canal 1} & & \text{Canal 2} & \dots & & \text{Canal 16} & & \\ & \downarrow & & \downarrow & & & \downarrow & & \\ p_{12} & p_{15} & & p_{12} & p_{15} & \dots & p_{12} & p_{15} & \rightarrow & \text{Medição 1} \\ p_{12} & p_{15} & & p_{12} & p_{15} & \dots & p_{12} & p_{15} & \rightarrow & \text{Medição 2} \\ & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \\ p_{12} & p_{15} & & p_{12} & p_{15} & \dots & p_{12} & p_{15} & \rightarrow & \text{Medição 8} \end{array}$$

Mais uma vez, tem-se a matriz  $W'_f$  sendo calculada através de 10 janelamentos levando a uma matriz  $W$ , dada por:

$$W_{6freq} = \begin{vmatrix} W''_{12Hz} \\ W''_{15Hz} \end{vmatrix}$$

### 3.6 CLASSIFICAÇÃO

A classificação pode ser resumida em duas etapas: a etapa de treinamento e a etapa de validação. Para a etapa de treinamento foram utilizadas 80% dos valores da matriz de atributos. Os 20% restantes foram utilizados para a validação do classificador.

### 3.6.1 TREINAMENTO

Para a realização do treinamento a função do MatLab  $randperm(n_1, n_2)$  foi utilizada para gerar aleatoriamente os 80% dos índices da matriz de atributo a serem utilizadas. Onde  $n_1$  caracteriza o número de índices possíveis e  $n_2$  o número de índices que devem ser selecionados. Com esse procedimento deu-se a formação da matriz de treinamento. Vale a pena ressaltar que a mesma quantidade de linhas aleatórias selecionadas na submatriz  $W''_{6Hz}$  devem ser selecionadas nas demais submatrizes, referentes aos outros estímulos visuais.

Após gerar a matriz de treinamento, o vetor de rótulos foi formulado. O vetor de rótulos apresenta a mesma quantidade de linhas da matriz de treinamento. Para a aplicação de 6 frequências são necessários 6 vetores de rótulos, que assumem o valor +1 nas linhas correspondentes a uma determinada submatriz  $W''$  ou seja, correspondendo a todos os elementos de uma específica frequência dentro dos elementos que compõem a matriz de treinamento. Os demais campos do vetor de rótulo devem ser preenchidos com o valor -1.

A operação descrita na Equação 2.15 necessita ser realizada neste momento. Para a obtenção de  $(X^T X)^{-1} X^T$  a função do MatLab denominada *pinv* foi utilizada, de modo que  $X$  descreve a matriz de treinamento. Considerando  $y_n$  a matriz de rótulos associada a um determinada frequência, onde  $n$  pode então assumir valores de 1 até 6, os resultados  $w_n$ , onde cada uma das  $n$  matrizes é resultado de uma operação com um respectivo  $y_n$ .

### 3.6.2 VALIDAÇÃO

Visto que no processo de treinamento do classificador as matrizes  $w_n$  foram definidas, o classificador está apto a ser validado. Para tal circunstância, foi necessária a criação da matriz de validação. Essa matriz foi gerada tomando os índices da matriz de atributos que não foram utilizados no processo de construção da matriz de treinamento. Tal procedimento é possível através da função *setdiff*(*nº de linhas da matriz de atributos, vetor contendo os índices selecionados para a matriz de treinamento*) desta forma, tem-se a matriz de validação com 20% dos dados da matriz de atributos que não foram utilizados na matriz de treinamento.

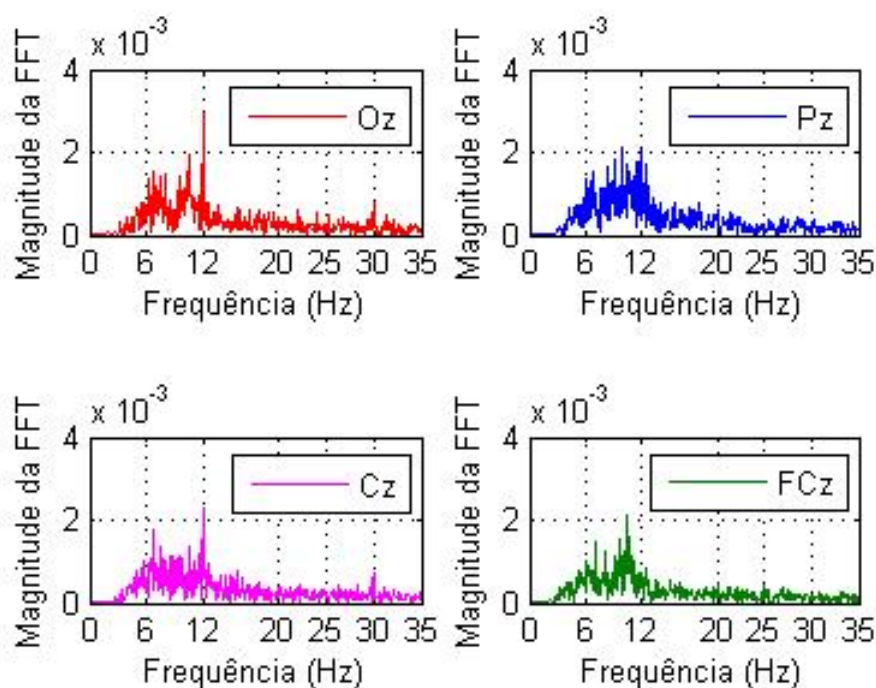
Definida a matriz de validação, a seguinte operação foi realizada para cada uma das matrizes  $w_n$  geradas anteriormente:  $Y_n = \text{matrizValidação} * W_n$ . As respostas obtidas designaram uma matriz  $[Y_1 \ Y_2 \ Y_3 \ Y_4 \ Y_5 \ Y_6]$  denominada matriz de resultado.

No intuito de calcular a eficiência de cada um dos cenários testados, o maior valor de cada uma das linhas da matriz de resultado foi tomado juntamente com seu índice. Caso o índice obtido tenha compatibilidade com a frequência a qual a posição do resultado pertence tem-se um acerto, caso contrário é caracterizado um erro. Desta forma, a contagem de acertos foi feita de forma a verificar a acurácia do sistema.

### 3.7 RESPOSTA SSVEP NA REGIÃO CÓRTEX VISUAL

De acordo com a literatura, os estímulos do tipo SSVEP provocam uma resposta na região córtex visual do cérebro, correspondendo aos eletrodos O1, O2 e Oz. Na Figura 17 é apresentado os sinais correspondentes a algumas regiões do cérebro para ressaltar esta afirmação.

Figura 17 – Sinal medido nos eletrodos Oz, Pz, Cz e FCz para um estímulo de 12 Hz.



Os eletrodos representados na Figura 17 estão situados nas regiões: Oz - occipital, Pz - parietal, Cz - central e FCz - fronto-central.

É possível verificar a presença do sinal evocado em 12 Hz em quase todos os eletrodos, porém pode-se notar que a sua amplitude é mais intensa na região occipital (JESUS JR et al., 2016).

De modo a verificar esta informação de forma mais cuidadosa, todo o processo descrito na implementação da BCI foi realizado utilizando as informações contidas nos 16 eletrodos e os resultados foram comparados com a implementação utilizando as informações dos eletrodos posicionados na região occipital do cérebro ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_z$ ).



## 4 ANÁLISES DOS RESULTADOS

Nesse Capítulo são apresentados as eficiências para o sistema BCI dentro de cada quadro de análise destacado durante o capítulo anterior. Os resultados são apresentados por taxas de acertos para o sistema perante a utilização dos diferentes filtros apresentados. Juntamente, são apresentados as taxas de acertos para os mesmos sistemas quando apenas o conteúdo dos eletrodos posicionados na região occipital do cérebro foram levados em consideração. Em cada um das situações consideradas na elaboração desse trabalho, foram produzidos 20 testes diferentes e a média juntamente com o desvio padrão de resultados são relatadas a seguir.

### 4.1 INDIVÍDUO 1

Quando foram aplicados na BCI os sinais coletados pelo indivíduo 1 no momento em que o mesmo se encontrava exposto a estímulos luminosos com frequências de 12 Hz e 15 Hz os resultados obtidos são apresentados na Tabela 1 e na Figura 18.

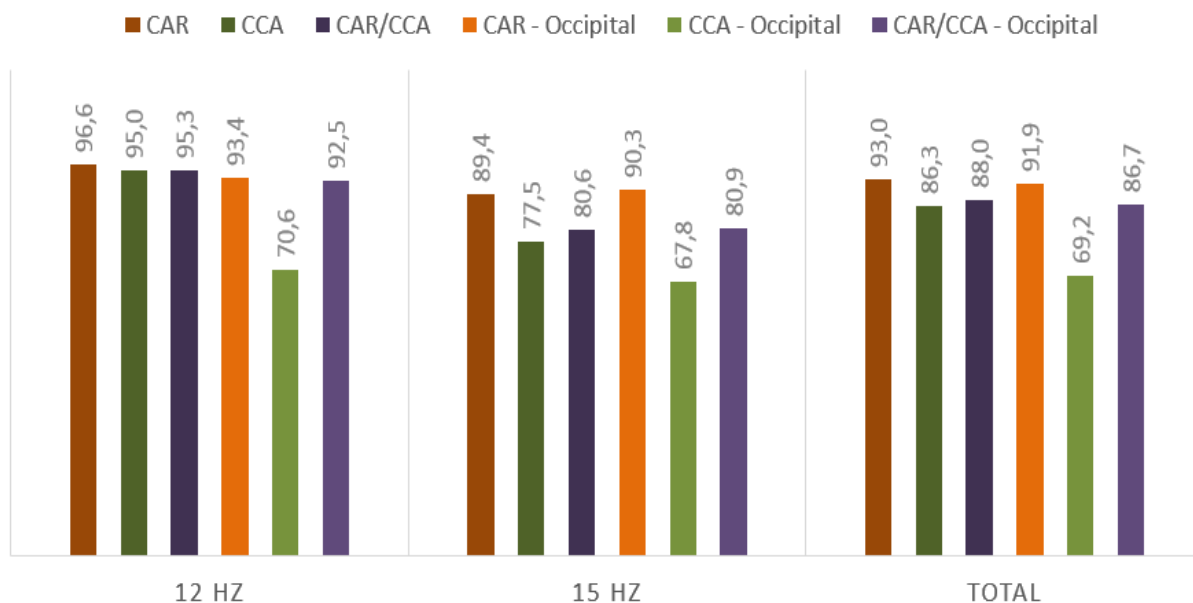
Na Tabela 1 os termos CAR-Occipital, CCA-Occipital e CAR/CCA-Occipital representam a média de resultados da aplicação de cada um dos respectivos filtros empregando apenas os 3 canais situados na região do córtex visual ( $O_1$ ,  $O_2$  e  $O_z$ ). Enquanto que, os termos CAR, CCA e CAR/CCA apresentam a média de resultados da aplicação de cada um dos filtros empregando os 16 eletrodos utilizados na etapa de aquisição.

Tabela 1 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 2 frequências.

Tipos de Filtros		12 Hz	15 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	96,6%	89,4%	<b>93,0%</b>
	$\sigma$	0,8	1,5	<b>1,8</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	93,4%	90,3%	<b>91,9%</b>
	$\sigma$	1,1	1,3	<b>1,7</b>
CCA	$\bar{X}$	95,0%	77,5%	<b>86,3%</b>
	$\sigma$	0,9	1,5	<b>2,0</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	70,6%	67,8%	<b>69,2%</b>
	$\sigma$	1,8	2,0	<b>2,7</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	95,3%	80,6%	<b>88,0%</b>
	$\sigma$	0,7	1,3	<b>1,6</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	92,5%	80,9%	<b>86,7%</b>
	$\sigma$	0,7	1,4	<b>1,4</b>

É possível notar que o tipo de filtro que apresentou o melhor desempenho nesta abordagem de 2 frequências foi o filtro CAR. Os resultados do filtro CAR são acompanhados

Figura 18 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 1.



pelos resultados da combinação entre o filtro CAR e CCA e pelo filtro CCA que apresenta o pior desempenho entre os filtros analisados.

Um ponto a se destacar, é que todas as implementações apresentaram uma porcentagem de acertos superior para a frequência de 12 Hz comparado aos valores de acertos da frequência de 15 Hz.

Outro ponto importante a ser destacado, é que a eficiência do sistema caiu, para todos os filtros implementados, quando foram utilizadas apenas as informações coletadas pelos eletrodos posicionados na região occipital do cérebro.

Passando a analisar agora a modalidade em que foram utilizadas 4 frequências diferentes, sendo elas: 6 Hz, 12 Hz, 15 Hz e 30 Hz. A Tabela 2 e a Figura 19 mostram os resultados para o voluntário 1.

O filtro CAR, considerando apenas a região occipital do cérebro, apresentou a maior taxa de acerto para o caso em questão, com uma taxa superior as das outras abordagens. No cenário com todos os eletrodos o filtro CCA e o filtro composto pelo arranjo entre os filtros CCA e CAR apresentam valores próximos de médias de acertos. Quando a análise passa a ser apenas pelos dados encontrados na região occipital do cérebro o filtro CAR/CCA apresenta vantagem em relação ao filtro CCA.

A taxa de acerto para a frequência de 15 Hz é superior em todas as implementações utilizadas. Por outro lado, a taxa de acerto para a frequência de 6 Hz é a menor utilizando os filtros CAR, CAR-Occipital e CAR/CCA - Occipital. Para os filtros CCA, CCA-Occipital e CAR/CCA a menor taxa é verificada para a frequência de 30 Hz.

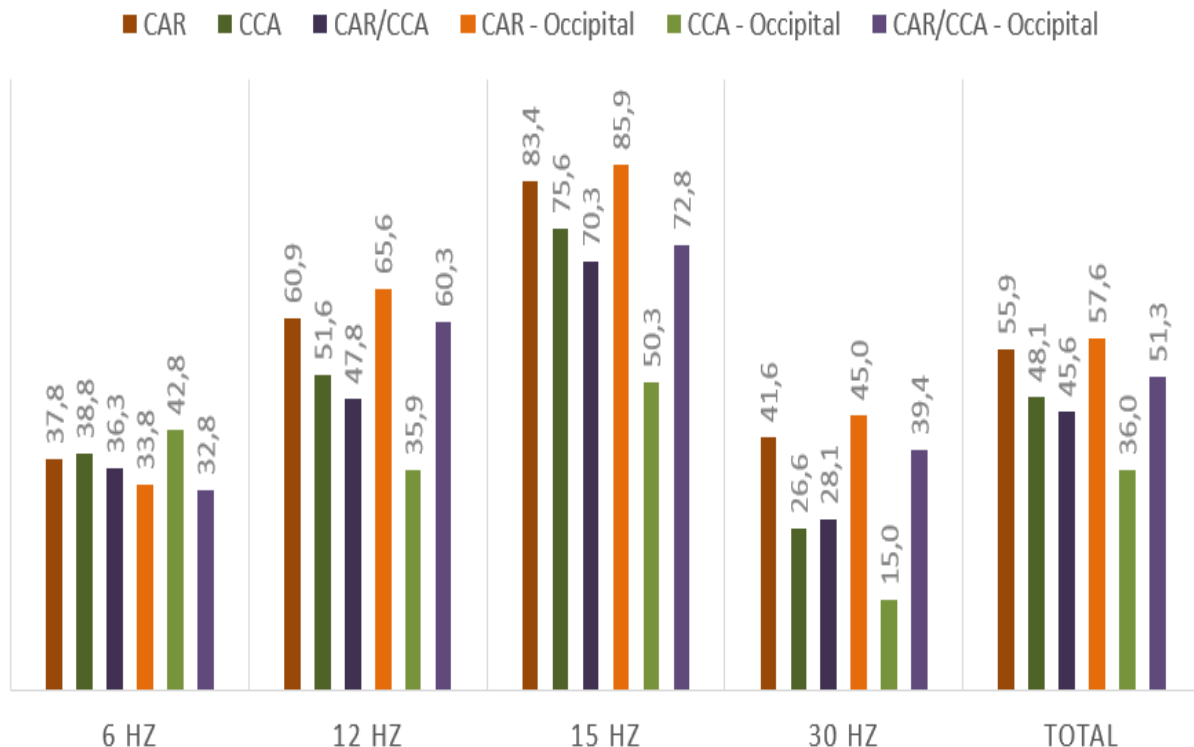
Se tratando do filtro CAR e do filtro CAR/CCA aplicados no sistema, suas taxas de acertos aumentaram quando apenas as informações dos eletrodos O1, O2 e Oz foram

utilizados. Já para o filtro CCA, as taxas de acerto diminuíram quando essa condição foi realizada.

Tabela 2 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 4 frequências.

Tipos de Filtros		6 Hz	12 Hz	15 Hz	30Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	37,8%	60,9%	83,4%	41,6%	<b>55,9%</b>
	$\sigma$	1,6	1,8	1,4	1,1	<b>2,0</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	33,8%	65,6%	85,9%	45,0%	<b>57,6%</b>
	$\sigma$	1,4	1,7	1,3	1,5	<b>2,8</b>
CCA	$\bar{X}$	38,8%	51,6%	75,6%	26,6%	<b>48,1%</b>
	$\sigma$	1,4	1,4	1,6	1,2	<b>2,5</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	42,8%	35,9%	50,3%	15,0%	<b>36,0%</b>
	$\sigma$	1,2	1,9	1,8	1,2	<b>2,7</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	36,3%	47,8%	70,3%	28,1%	<b>45,6%</b>
	$\sigma$	1,7	2,3	1,9	1,4	<b>3,5</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	32,8%	60,3%	72,8%	39,4%	<b>51,3%</b>
	$\sigma$	2,1	1,8	1,7	1,4	<b>4,1</b>

Figura 19 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 1.



A Tabela 3 e a Figura 20 mostram os resultados para o indivíduo 1 quando a abordagem de 6 frequências foi considerada. Para esta abordagem o filtro CAR também apresentou uma taxa de acerto superior as demais aplicações. E de mesmo modo que a

abordagem com 4 frequências, com aplicação onde todos os eletrodos são utilizados o filtro CCA e filtro composto pelo arranjo entre os filtros CCA e CAR apresentam valores próximos de médias de acertos.

Quando a análise passa a ser apenas pelos dados encontrados na região occipital do cérebro o filtro CAR/CCA apresenta um pequeno aumento em relação a implementação com 16 eletrodos. Diferente do que acontece para os outros dois filtros onde a utilização apenas dos eletrodos posicionados nessa região pioram a eficiência do sistema.

Outro resultado análogo a abordagem anterior é que a taxa de acerto para a frequência de 15 Hz é superior em quase todas as implementações utilizadas. A exceção acontece para a efetuação do filtro CCA quando apenas os eletrodos da região occipital são considerados. Nessa situação a frequência de 6 Hz apresentou uma maior porcentagem de acertos. No entanto, as menores taxas de acerto estão concentradas na frequência de 6 Hz para as implementações com CAR e CAR/CCA-Occipital, de 7,5 Hz para os filtros CAR-Occipital e CCA e para 30 Hz com a utilização dos filtros CCA-Occipital e CAR/CCA.

Tabela 3 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 1 na abordagem com 6 frequências.

Tipos de Filtros		6 Hz	7,5 Hz	12 Hz	15 Hz	20 Hz	30 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	33,8%	42,5%	53,8%	70,9%	50,0%	41,9%	<b>48,8%</b>
	$\sigma$	1,7	1,4	1,8	1,9	2,0	1,8	<b>3,9</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	30,6%	26,6%	55,9%	79,4%	49,4%	27,8%	<b>45,0%</b>
	$\sigma$	1,7	1,7	1,7	1,5	1,4	1,5	<b>3,6</b>
CCA	$\bar{X}$	33,8%	10,0%	47,8%	57,5%	28,4%	14,4%	<b>32,0%</b>
	$\sigma$	1,4	1,4	1,3	1,9	1,5	1,1	<b>3,6</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	45,0%	25,9%	17,2%	43,8%	14,1%	10,9%	<b>26,2%</b>
	$\sigma$	1,9	1,4	1,3	1,3	1,4	1,1	<b>3,2</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	37,5%	15,3%	49,4%	51,3%	26,3%	11,9%	<b>31,9%</b>
	$\sigma$	1,7	0,9	1,8	1,1	1,5	1,3	<b>3,1</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	15,6%	23,1%	54,1%	71,9%	28,8%	16,6%	<b>35,0%</b>
	$\sigma$	1,0	1,3	2,2	1,4	1,6	1,4	<b>4,2</b>

## 4.2 INDIVÍDUO 2

Aplicando os sinais coletados no escalpo do voluntário 2 no momento em que o mesmo se encontrava exposto a estímulos luminosos com frequências de 12 Hz e 15 Hz obteve-se os resultados apresentados na Tabela 4 e na Figura 21.

Para o indivíduo em questão o tipo de filtro que apresentou o melhor desempenho nesta abordagem de 2 frequências foi o filtro CAR. Os outros 2 tipos de filtros que foram utilizados na implementação demonstraram valores próximos de eficiência na classificação dos sinais, mas apresentaram um desempenho menor que o do filtro CAR.

Figura 20 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 1.

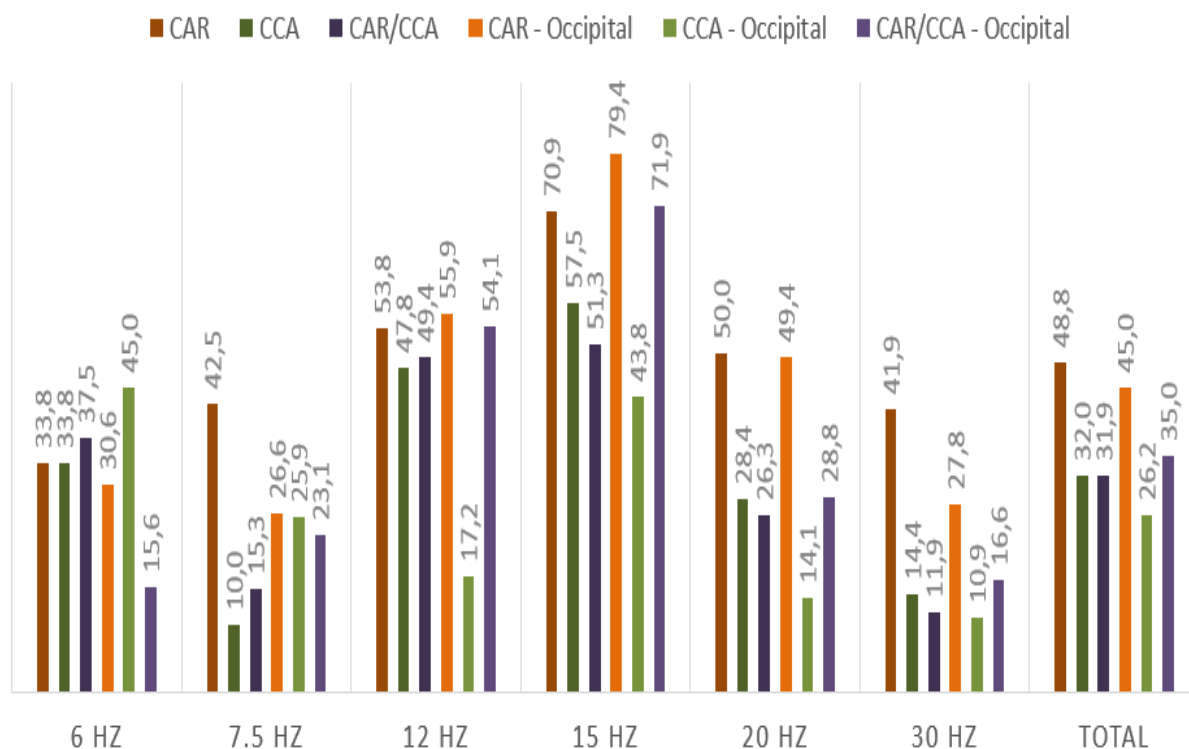


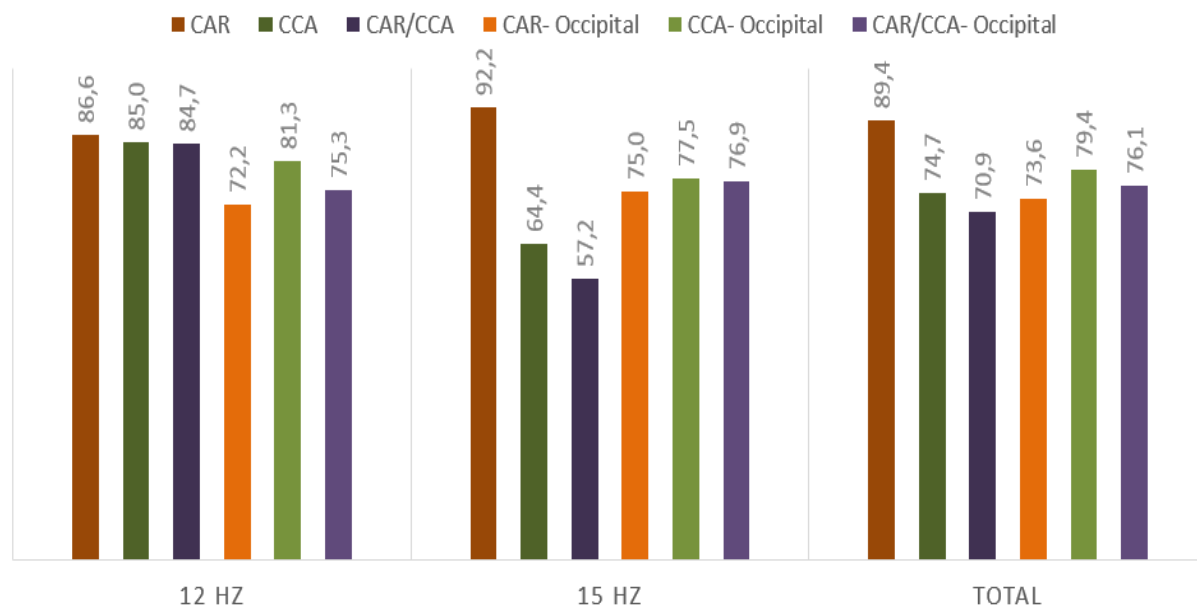
Tabela 4 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 2 frequências.

Tipos de Filtros		12 Hz	15 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	86,6%	92,2%	<b>89,4%</b>
	$\sigma$	1,0	0,9	<b>1,3</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	72,2%	75,0%	<b>73,6%</b>
	$\sigma$	1,9	1,4	<b>2,3</b>
CCA	$\bar{X}$	85,0%	64,4%	<b>74,7%</b>
	$\sigma$	1,5	2,1	<b>2,4</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	81,3%	77,5%	<b>79,4%</b>
	$\sigma$	1,1	1,7	<b>2,1</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	84,7%	57,2%	<b>70,9%</b>
	$\sigma$	1,5	2,2	<b>1,8</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	75,3%	76,9%	<b>76,1%</b>
	$\sigma$	1,4	1,6	<b>2,2</b>

Para este cenário, a observação de que a eficiência do sistema caiu quando foram utilizadas apenas as informações coletadas pelos eletrodos posicionados na região occipital do cérebro acontece apenas quando o filtro CAR é empregado. Para os demais filtros um pequeno aumento na taxa de eficiência pode ser verificado.

Em contraste, tem-se um desempenho diferente do apresentado ao indivíduo 1 devido a implementação com os filtros CCA e CAR/CCA apresentarem maiores valores

Figura 21 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 2.



de porcentagem de acertos do que a implementação com o filtro CAR apenas quando os eletrodos da zona occipital são considerados.

Com o emprego do cenário onde 4 frequências diferentes são utilizadas, os resultados são apresentados na Tabela 5 e na Figura 22 .

Novamente, o filtro CAR apresentou a maior taxa de efetividade para o caso em questão. Com um grau de eficiência superior as demais aplicações, inclusive a aplicação CAR utilizando apenas os eletrodos da zona occipital apresenta uma eficiência maior que os valores encontrados para os demais filtros. As aplicações com todos os eletrodos e apenas com os eletrodos da zona occipital utilizando o filtro CCA e o filtro composto pelo arranjo entre os filtros CCA e CAR apresentam valores próximos de médias de acertos, porém a filtragem com o filtro CAR/CCA mostrou-se um pouco superior a filtragem apenas com CCA.

A taxa de acerto para a frequência de 6 Hz é superior em quase todas as implementações utilizadas para esse caso. A exceção acontece para a efetuação do filtro CAR e CAR/CCA quando todos os eletrodos são considerados. Para estas implementações a frequência de 15 Hz apresenta a maior taxa de acerto. Todas as análises apontam para uma menor taxa de acerto presente na frequência de 30 Hz.

A aplicação dos filtros com a informação contida apenas na região occipital do indivíduo 2 não diferiu muito os resultados de precisão para o filtro CCA e CAR/CCA. Ao passo que o sistema apresentou uma leve queda no percentual de acerto para o filtro CAR.

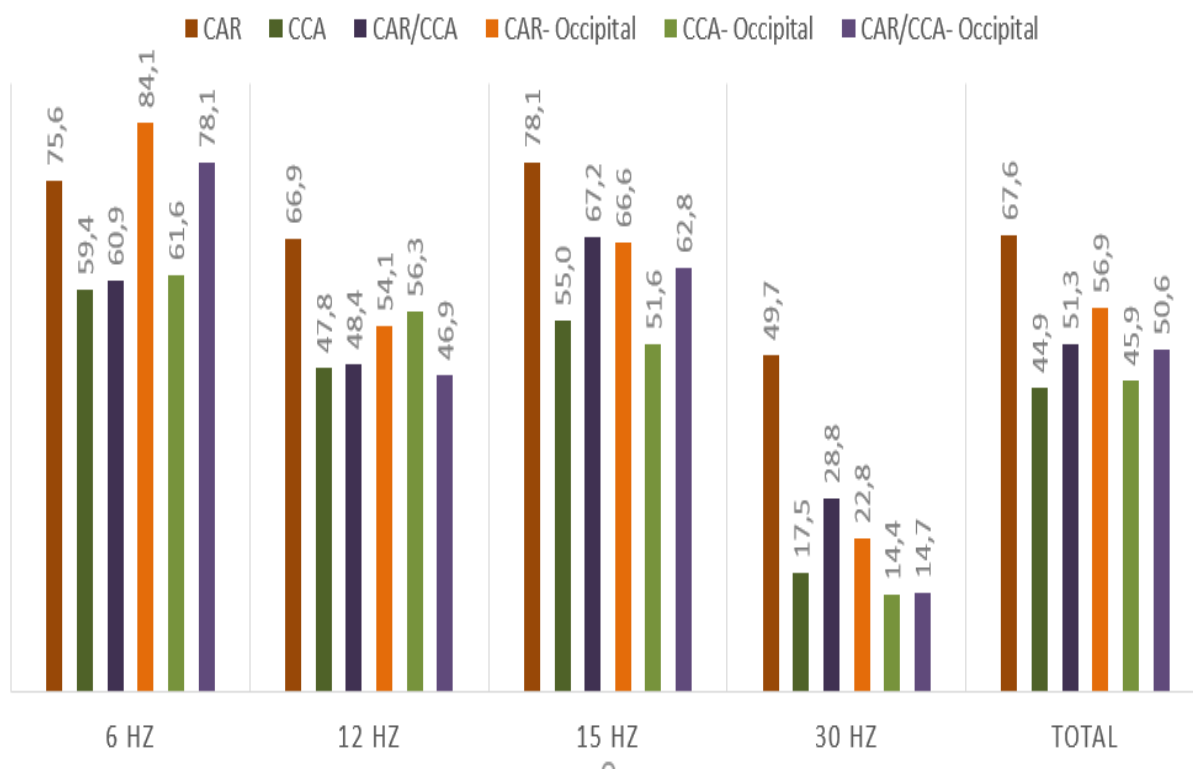
A Tabela 6 e a Figura 23 mostram os resultados para o indivíduo 2 quando a abordagem de 6 frequências foi considerada.

Quase todas as abordagens apresentam a maior taxa de acertos por frequência para

Tabela 5 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 4 frequências.

Tipos de Filtros		6 Hz	12 Hz	15 Hz	30 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	75,6%	66,9%	78,1%	49,7%	<b>67,6%</b>
	$\sigma$	1,4	1,6	1,7	2,0	<b>3,4</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	84,1%	54,1%	66,6%	22,8%	<b>56,9%</b>
	$\sigma$	1,4	1,9	1,7	1,2	<b>3,2</b>
CCA	$\bar{X}$	59,4%	47,8%	55,0%	17,5%	<b>44,9%</b>
	$\sigma$	2,0	2,0	1,6	1,2	<b>3,5</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	61,6%	56,3%	51,6%	14,4%	<b>45,9%</b>
	$\sigma$	1,8	1,7	1,9	1,1	<b>3,9</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	60,9%	48,4%	67,2%	28,8%	<b>51,3%</b>
	$\sigma$	1,9	1,6	1,1	1,7	<b>3,5</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	78,1%	46,9%	62,8%	14,7%	<b>50,6%</b>
	$\sigma$	1,3	1,2	1,9	1,1	<b>2,7</b>

Figura 22 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 2.



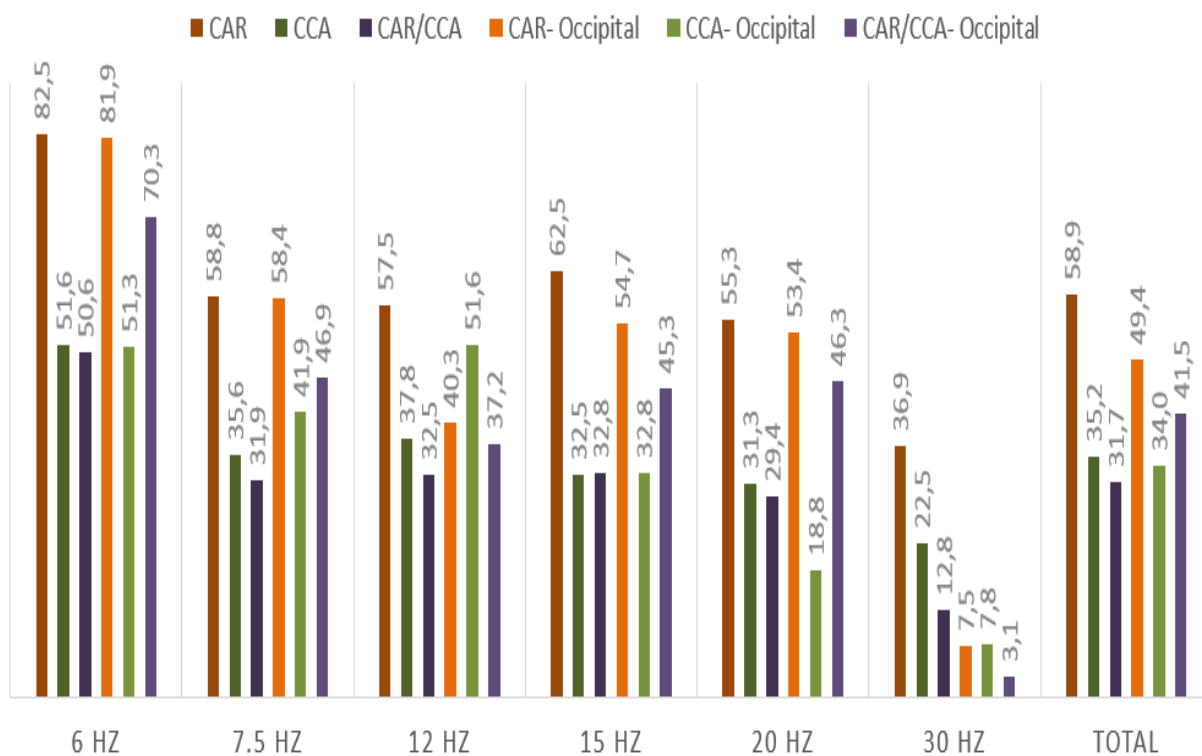
um mesmo valor de frequência, que corresponde a frequência de 6 Hz. Apenas a aplicação do filtro CAR/CCA considerando o conteúdo da região occipital apresenta uma maior taxa de acerto para a frequência de 12 Hz. Análogo ao que aconteceu para a abordagem com 4 frequências todas as aplicações apresentaram a mais baixa taxa de acerto para a frequência de 30 Hz.

O filtro que apresenta o maior desempenho é o filtro CAR o que já foi verificado

Tabela 6 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 2 na abordagem com 6 frequências.

Tipos de Filtros		6 Hz	7,5 Hz	12 Hz	15 Hz	20 Hz	30 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	82,5%	58,8%	57,5%	62,5%	55,3%	36,9%	<b>58,9%</b>
	$\sigma$	1,4	1,7	2,2	1,8	1,4	1,7	<b>4,6</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	81,9%	58,4%	40,3%	54,7%	53,4%	7,5%	<b>49,4%</b>
	$\sigma$	1,2	2,1	1,7	1,7	1,9	1,0	<b>4,7</b>
CCA	$\bar{X}$	51,6%	35,6%	37,8%	32,5%	31,3%	22,5%	<b>35,2%</b>
	$\sigma$	1,7	1,4	1,8	1,4	1,5	1,4	<b>3,0</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	51,3%	41,9%	51,6%	32,8%	18,8%	7,8%	<b>34,0%</b>
	$\sigma$	1,9	2,0	1,8	1,6	1,2	1,0	<b>3,9</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	50,6%	31,9%	32,5%	32,8%	29,4%	12,8%	<b>31,7%</b>
	$\sigma$	2,3	1,4	1,5	1,8	1,8	1,3	<b>4,4</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	70,3%	46,9%	37,2%	45,3%	46,3%	3,1%	<b>41,5%</b>
	$\sigma$	2,1	1,8	1,5	2,1	1,5	0,6	<b>4,5</b>

Figura 23 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 2.



em quase todos os cenários descritos até o momento. Desta vez, o filtro CCA apresenta um comportamento melhor em relação ao CAR/CCA quando todos os eletrodos são utilizados. Essa situação se inverte, no entanto, quando se analisa apenas os eletrodos da zona occipital.



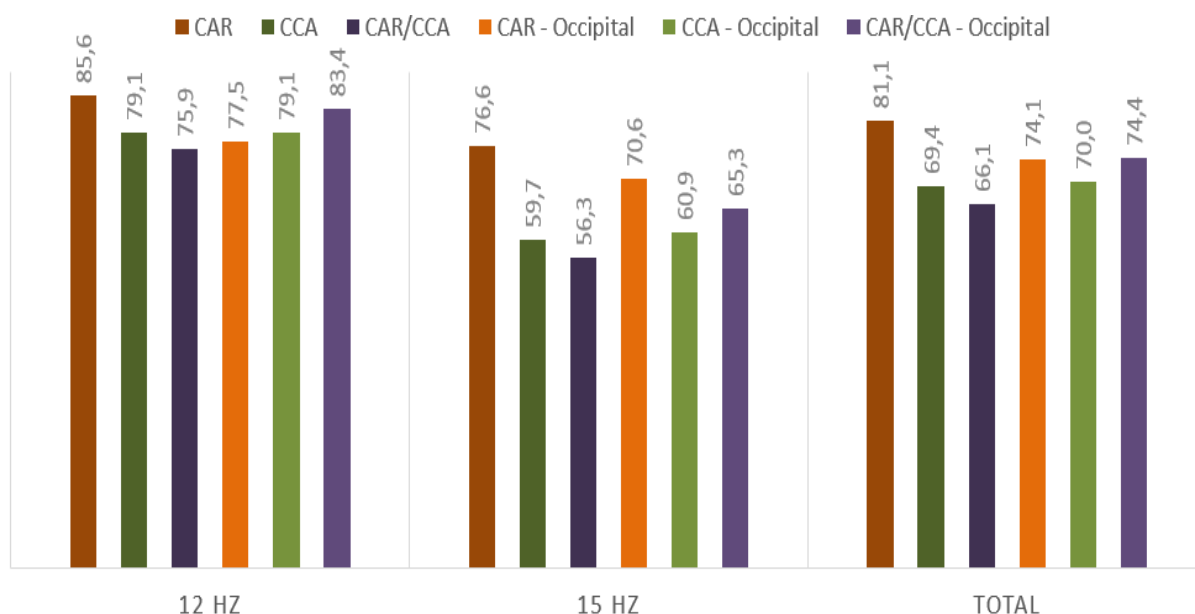
### 4.3 INDIVÍDUO 3

As análises relacionadas a exposição do voluntário 3 a estímulos luminosos com frequências de 12 Hz e 15 Hz são apresentadas na Tabela 7 e na Figura 24.

Tabela 7 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 2 frequências.

Tipos de Filtros		12 Hz	15 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	85,6%	76,6%	<b>81,1%</b>
	$\sigma$	1,3	2,0	<b>2,3</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	77,5%	70,6%	<b>74,1%</b>
	$\sigma$	1,6	1,8	<b>2,3</b>
CCA	$\bar{X}$	79,1%	59,7%	<b>69,4%</b>
	$\sigma$	1,8	1,6	<b>2,1</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	79,1%	60,9%	<b>70,0%</b>
	$\sigma$	1,2	1,7	<b>2,2</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	75,9%	56,3%	<b>66,1%</b>
	$\sigma$	1,9	2,2	<b>2,3</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	83,4%	65,3%	<b>74,4%</b>
	$\sigma$	1,5	1,6	<b>2,3</b>

Figura 24 – Média de acertos quando são considerados apenas 2 valores de frequências para o indivíduo 3.



Para o indivíduo em questão, o tipo de filtro que apresentou o melhor desempenho nesta abordagem de 2 frequências foi o filtro CAR. Os outros 2 tipos de filtros que foram utilizados na implementação demonstraram, entretanto um valor inferior de taxas de acerto até quando comparados a utilização do filtro CAR com a informação da região occipital do cérebro.

Para este cenário a observação de que a eficiência do sistema caiu quando foram utilizadas apenas as informações coletadas pelos eletrodos posicionados na região occipital do cérebro se faz presente de forma considerável apenas para a aplicação do filtro CAR. A performance do filtro CCA apresentou uma pequena evolução, enquanto que o filtro CAR/CCA apresentou um aumento um pouco mais considerável.

Este indivíduo apresentou uma maior taxa de acerto para a frequência de 12 Hz para todas as aplicações consideradas nessa abordagem de 2 frequências.

Os resultados para o cenário de utilização de 4 frequências diferentes, são apresentados na Tabela 8 e na Figura 25.

Tabela 8 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 4 frequências.

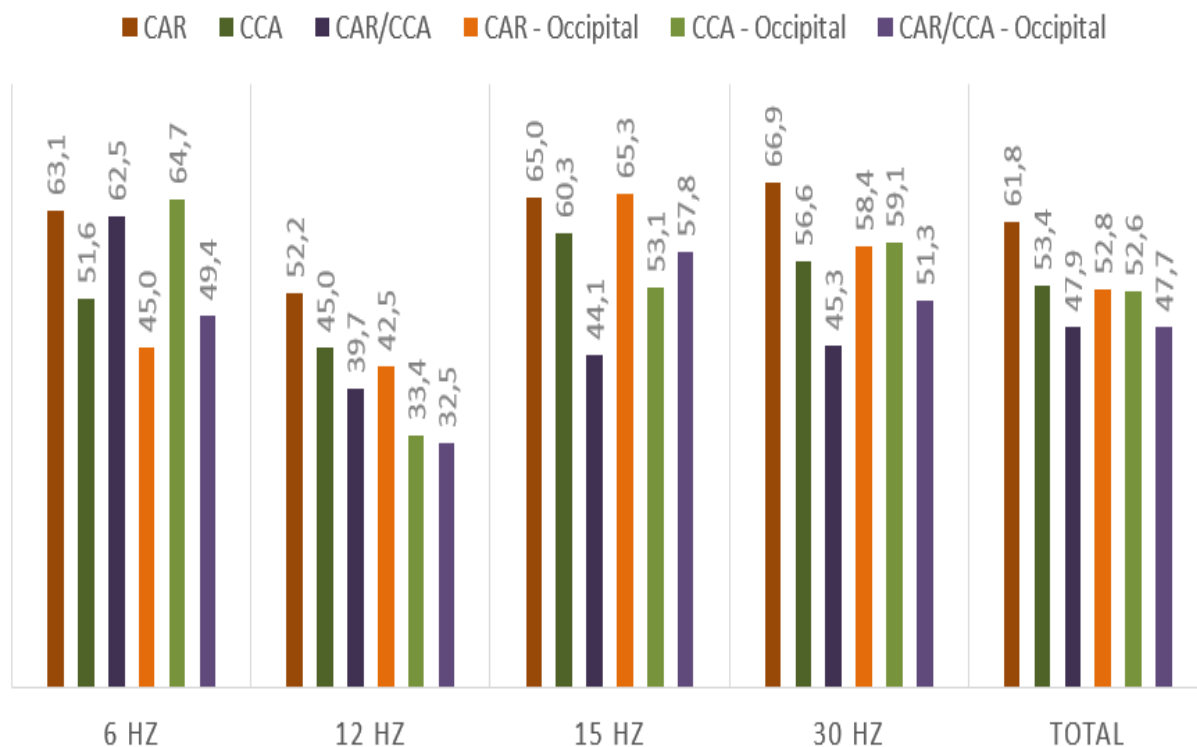
Tipos de Filtros		6 Hz	12 Hz	15 Hz	30 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	63,1%	52,2%	65,0%	66,9%	<b>61,8%</b>
	$\sigma$	1,9	2,1	1,5	1,6	<b>3,7</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	45,0%	42,5%	65,3%	58,4%	<b>52,8%</b>
	$\sigma$	1,8	1,5	1,5	2,2	<b>2,2</b>
CCA	$\bar{X}$	51,6%	45,0%	60,3%	56,6%	<b>53,4%</b>
	$\sigma$	1,6	2,3	1,5	2,2	<b>3,5</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	64,7%	33,4 %	53,1%	59,1%	<b>52,6%</b>
	$\sigma$	2,0	2,2	1,6	1,9	<b>3,8</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	62,5%	39,7%	44,1%	45,3%	<b>47,9%</b>
	$\sigma$	1,8	1,8	1,4	1,6	<b>2,9</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	49,4%	32,5%	57,8%	51,3%	<b>47,7%</b>
	$\sigma$	2,3	1,7	1,8	1,9	<b>3,8</b>

De forma similar ao visto antes, o filtro CAR apresentou a maior taxa de efetividade para o caso em questão. A aplicação dos filtros com a informação contida apenas na região occipital do indivíduo 3 diminuiu os resultados de precisão para todos os filtros implementados. Tem-se ainda que, a implementação dos filtros com a utilização desses eletrodos forneceu resultados próximos para os diferentes tipos de filtros.

Todas as implementações apontam uma menor taxa de acerto para a frequência de 12 Hz. Ao passo que, as melhores taxas de acerto estão associadas a frequência de 30 Hz para o filtro CAR, 15 Hz para as implementações CAR-Occipital, CCA e CAR/CCA-Occipital e 6 Hz para os filtros CCA-Occipital e CAR/CCA.

A Tabela 9 e a Figura 26 mostram os resultados para o indivíduo 3 quando a abordagem de 6 frequências foi considerada. Para esta abordagem o filtro CAR também apresentou uma taxa de acertos superior as demais aplicações. Na aplicação onde são empregados apenas os dados encontrados na região occipital do cérebro o filtro CCA e o filtro CAR/CCA apresentam uma certa vantagem do que quando se utilizam todos os eletrodos utilizados na mensuração. Entretanto, esses valores ainda são menores do que o valor obtido por CAR aplicado aos sinais da zona occipital.

Figura 25 – Média de acertos quando são considerados 4 valores de frequências para o indivíduo 3.

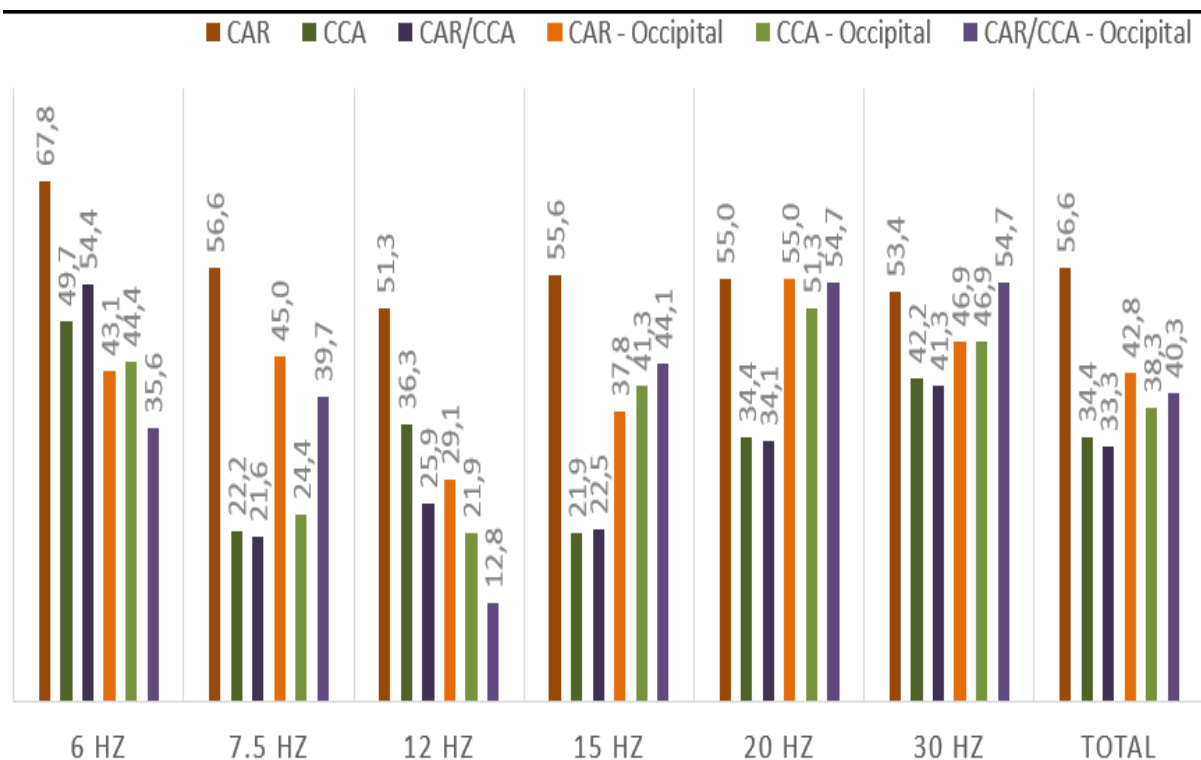


Nesse cenário, todas as aplicações de filtros considerando as informações dos 16 eletrodos empregados apresentam uma maior taxa de acerto para a frequência de 6 Hz, enquanto que as aplicações considerando apenas as informações dos eletrodos da região occipital apontam maiores taxas para a frequência de 20 Hz. As menores taxas estão concentradas na frequência de 12 Hz, com exceções para a aplicação dos filtros CCA e CAR/CCA.

Tabela 9 – Média de acertos e desvio padrão encontrados para o indivíduo 3 na abordagem com 6 frequências.

Tipos de Filtros		6 Hz	7,5 Hz	12 Hz	15 Hz	20 Hz	30 Hz	Total
CAR	$\bar{X}$	67,8%	56,6%	51,3%	55,6%	55,0%	53,4%	<b>56,6%</b>
	$\sigma$	1,8	1,5	1,9	2,2	1,4	1,7	<b>3,6</b>
CAR-Occipital	$\bar{X}$	43,1%	45,0%	29,1%	37,8%	55,0%	46,9%	<b>42,8%</b>
	$\sigma$	1,6	1,5	1,5	1,5	1,8	2,2	<b>3,6</b>
CCA	$\bar{X}$	49,7%	22,2%	36,3%	21,9%	34,4%	42,2%	<b>34,4%</b>
	$\sigma$	1,9	1,2	1,8	1,0	2,0	1,8	<b>4,4</b>
CCA-Occipital	$\bar{X}$	44,4%	24,4%	21,9%	41,3%	51,3%	46,9%	<b>38,3%</b>
	$\sigma$	1,6	1,2	1,4	2,2	1,1	2,0	<b>3,9</b>
CAR/CCA	$\bar{X}$	54,4%	21,6%	25,9%	22,5%	34,1%	41,3%	<b>33,3%</b>
	$\sigma$	1,2	1,7	1,4	1,4	1,7	1,2	<b>4,2</b>
CAR/CCA-Occipital	$\bar{X}$	35,6%	39,7%	12,8%	44,1%	54,7%	54,7%	<b>40,3%</b>
	$\sigma$	1,5	1,4	1,5	2,1	1,7	1,9	<b>4,0</b>

Figura 26 – Média de acertos quando são considerados 6 valores de frequências para o indivíduo 3.



#### 4.4 DISCUSSÕES DOS RESULTADOS

O filtro CAR forneceu melhor acurácia ao sistema do que os filtros CCA e CAR/CCA, em todas as abordagens que foram executadas durante esse trabalho, para todos os voluntários analisados.

A Figura 27 apresenta as médias de acerto de cada indivíduo para cada uma das abordagens, onde a técnica CAR foi utilizada como filtragem, pode-se perceber que o indivíduo 1 apresenta as melhores porcentagens de acerto para a abordagem de 2 frequências, enquanto que o indivíduo 2 apresenta o melhor resultado para as abordagens de 4 e 6 frequências.

Já pela análise da Figura 28 que apresenta as médias de cada indivíduo para cada uma das abordagens onde o técnica CCA foi utilizada como filtragem, pode-se perceber que o indivíduo 1 apresenta as melhores porcentagens de acerto para a abordagem de 2 frequências, enquanto que o indivíduo 3 apresenta o melhor resultado para a abordagem de 4 frequências a abordagem de 6 frequências é liderada pelo sujeito 2.

A Figura 29 por sua vez, apresenta as médias de cada indivíduo para cada uma das abordagens onde o técnica CAR/CCA foi utilizada como filtragem, pode-se perceber que o indivíduo 1 apresenta as melhores porcentagens de acerto para a abordagem de 2

Figura 27 – Média de acertos utilizando a técnica CAR para os três indivíduos de análise.

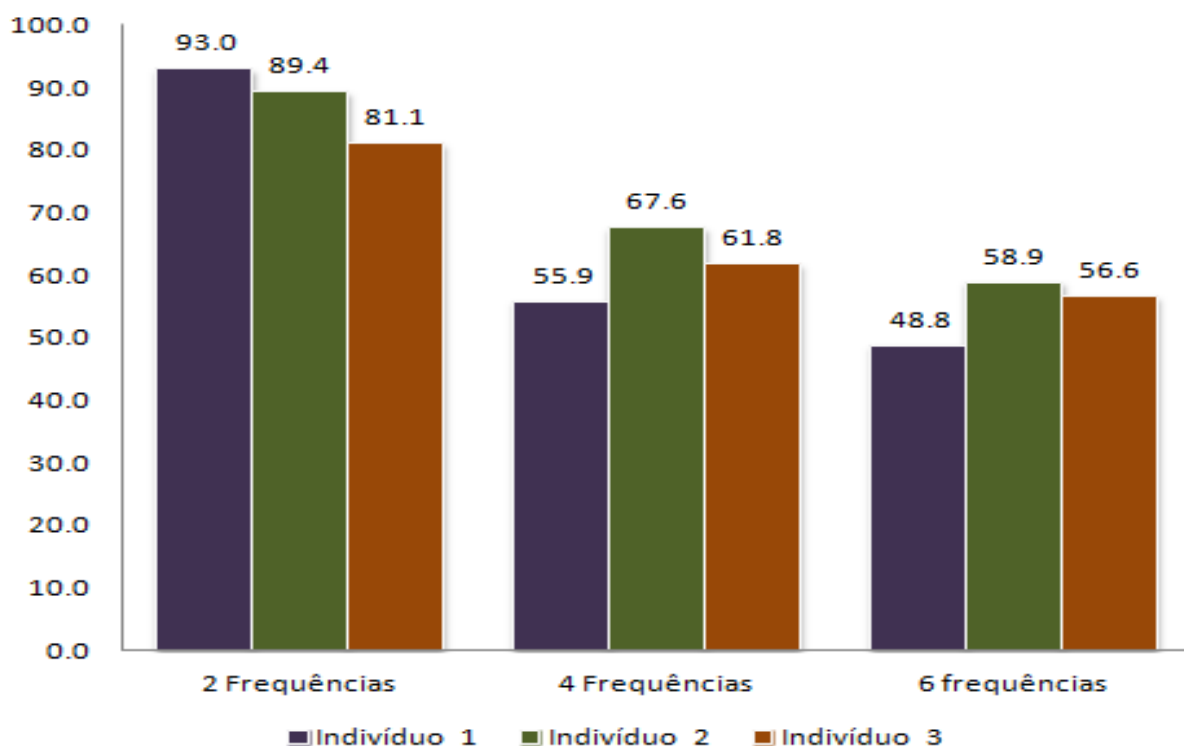
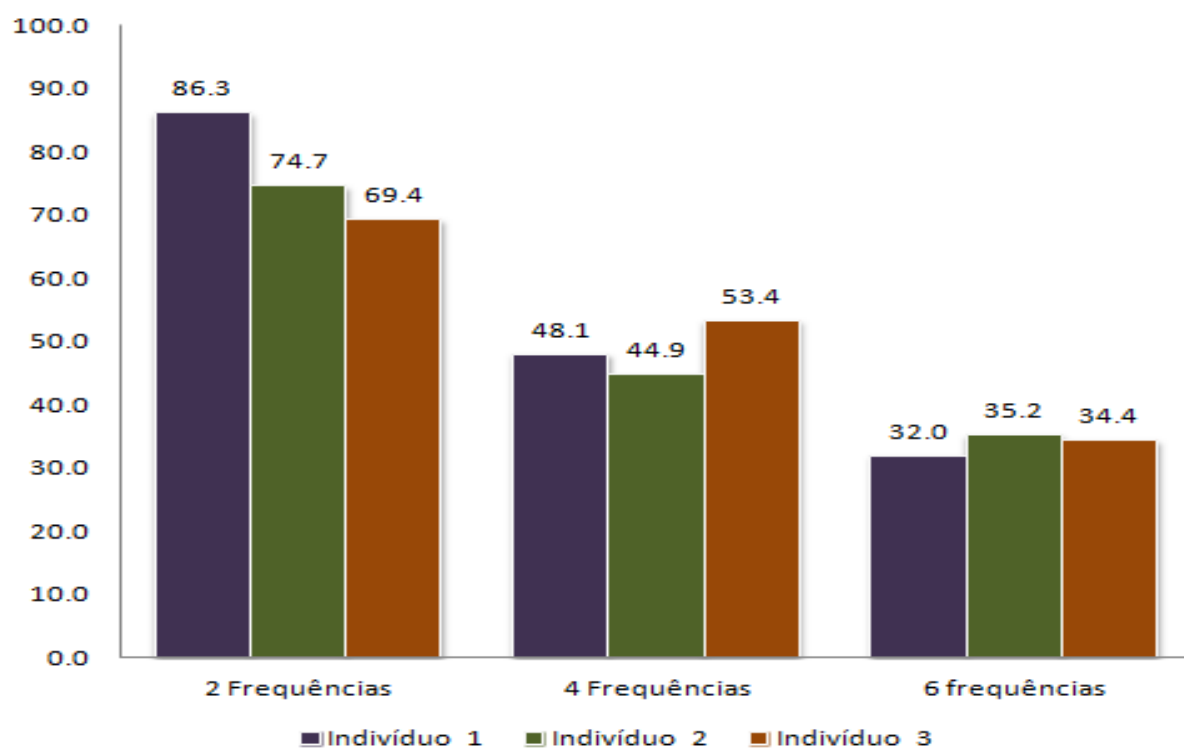
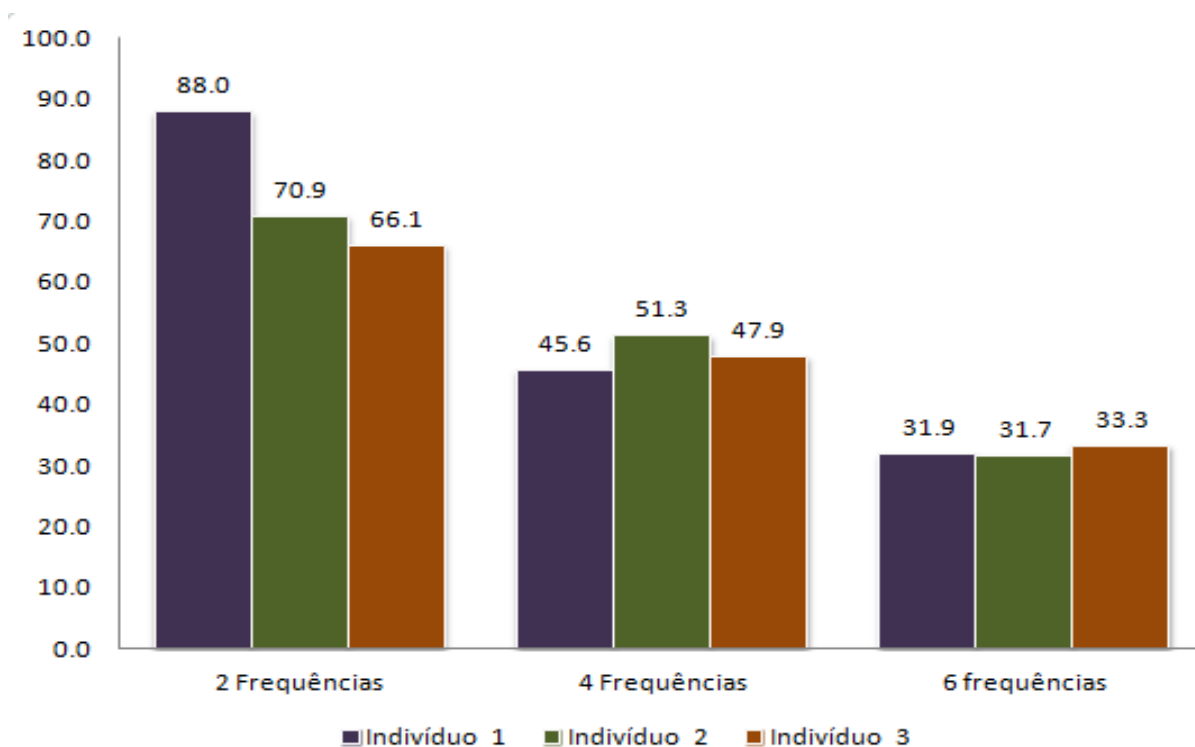


Figura 28 – Média de acertos utilizando a técnica CCA para os três indivíduos de análise.



frequências, enquanto que o indivíduo 2 apresenta o melhor resultado para a abordagem de 4 frequência e na abordagem de 6 frequências o sujeito 3 apresenta os melhores valores.

Figura 29 – Média de acertos utilizando a técnica CAR/CCA para os três indivíduos de análise.



Um ponto a se destacar é que os resultados de cada uma das abordagens quase nunca apresentam uma melhoria quando há uma limitação na quantidade de eletrodos empregados, submetendo a BCI a informações contidas apenas na região occipital do cérebro, com a aplicação da técnica CAR. Exceção está presente na abordagem de 4 frequências com o voluntário 1. Já com as outras duas técnicas destacadas nesse trabalho, existe o registro de algumas aplicações com resultados melhores.

## 5 CONCLUSÃO

O trabalho apresenta os princípios fundamentais de um sistema BCI, como sua utilização, componentes e implementação. Foram discutidas algumas maneiras de estimular um indivíduo na intenção de provocar determinada resposta cerebral, de mesmo modo, a forma como se dá a efetuação da medida desses sinais produzidos por essa atividade cerebral foram exemplificadas. Uma vez que o sinal foi registrado, o mesmo necessita de um pré-processamento, o foco do estudo se baseou neste estágio do sistema BCI, onde foram aplicadas três técnicas de filtragem, sendo elas: CAR, CCA e a combinação em cascata de ambas as técnicas. A etapa de extração de característica foi produzida através do método de Welch, com o cálculo da PSD. Finalmente, foi verificado que um classificador linear pode ser capaz de reconhecer a frequência do estímulo visual a qual o indivíduo foi exposto, proporcionando a associação do mesmo com um sinal de controle que executa algum comando da aplicação.

Os resultados disponibilizados nesse trabalho foram produzidos através da análise de sinais coletados de 3 voluntários diferentes, que foram expostos a fontes luminosas cintilando em 6 diferentes valores de frequência. Esses sinais foram filtrados com CAR, CCA e CAR/CCA e a verificação da atuação dos filtros foi avaliada em termos da taxa de acerto do sistema.

Pelos resultados encontrados nesse trabalho foi possível detectar que a técnica de filtragem CAR foi capaz de proporcionar uma melhor performance ao sistema BCI-SSVEP em praticamente todos os cenários testados. Os resultados fornecidos pela técnica CCA apresentaram um valor de detecção de frequência bem abaixo das expectativas. Talvez, uma modelagem mais completa que considere as harmônicas possa aprimorar o filtro. Por fim, verificou-se que a resposta cerebral perante um estímulo visual possui uma concentração na região do cortex visual do cérebro, mas que a BCI executada com as informações contidas apenas pelos eletrodos posicionados sobre essa região, apresentam um considerável decaimento na porcentagem de acertos quando é utilizado a técnica de filtragem CAR. Em alguns momentos, conseguiu-se melhores atuações da BCI com a técnica de filtragem CCA empregando apenas esses eletrodos, porém o desempenho ainda era inferior ao encontrado com a técnica CAR.

Como uma sugestão para trabalhos futuros, a eficiência da técnica CCA aplicada no cenário de filtragem um sistema BCI-SSVEP pode ser analisada com a utilização de diferentes matrizes de parâmetros, as quais desempenham um papel muito importante no desempenho dessa técnica de análise.

# A ARTIGO APRESENTADO EM CON- GRESSO



# Análise do Potencial Evocado Visualmente em Sinais Cerebrais para Implementação de BCIs

Belmir J.J. Jr.<sup>1</sup>, Marina L.R. Sena<sup>1</sup>, Harlei M.A. Leite<sup>1,2</sup>, Thiago B.S. Costa<sup>2</sup>, Heiko Hornung<sup>2</sup>, Dalton S. Arantes<sup>2</sup>, Romis Attux<sup>2</sup>, Sarah N.C. Leite<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP) – João Monlevade – MG – Brasil

<sup>2</sup>Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) – Campinas – SP – Brasil

[belmirjr@gmail.com](mailto:belmirjr@gmail.com), [sarah@deelt.ufop.br](mailto:sarah@deelt.ufop.br)

**Resumo** — Interfaces cérebro-computador (BCI) podem contribuir significativamente para a melhoria da condição de vida de pessoas que apresentam alguma deficiência motora. O presente trabalho apresenta as análises e processamentos envolvidos na concepção de um sistema BCI que emprega o potencial evocado visualmente em regime estacionário (SSVEP). São discutidos os resultados das etapas de pré-processamento, extração de características e classificação empregando sinais cerebrais reais.

**Palavras chaves** — sinais cerebrais, potencial evocado visualmente em regime estacionário, interface cérebro-computador.

## I. INTRODUÇÃO

Interface Cérebro-Computador (BCI) é uma tecnologia proeminente que tem se desenvolvido e ganhado espaço no meio científico. Seu princípio de funcionamento baseia-se na leitura e interpretação de sinais cerebrais para a conversão dos mesmos em sinais de controle e de comunicação [1].

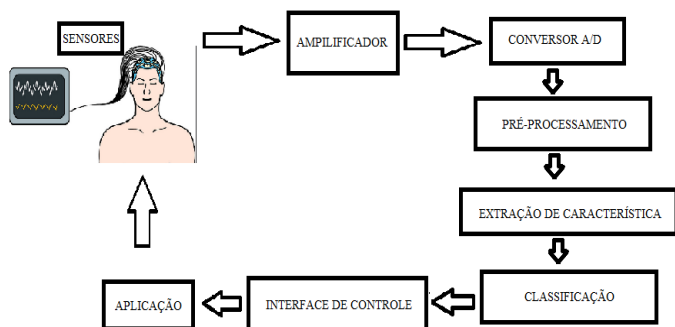


Fig. 1. Esquema de um sistema BCI.

O desenvolvimento de tecnologias como BCIs pode contribuir significativamente para a melhoria da condição de vida de pessoas que possuem alguma incapacidade motora, parcial ou total. Aplicações BCIs permitem que esses usuários se comuniquem ou executem tarefas que estavam impossibilitados de realizar [2].

Existem paradigmas de BCIs com estimulação exógena e endógena. As abordagens exógenas fazem uso de estímulos externos para evocar atividade cerebral no usuário. Geralmente, cada estímulo se associa a um comando da aplicação de controle e/ou comunicação. Dentre os paradigmas BCIs exógenos se pode citar o potencial evocado visualmente em regime estacionário (SSVEP), que se baseia em potenciais relacionados a eventos (ERP) [3,4]. A abordagem SSVEP emprega estímulos

visuais que cintilam em frequências bem determinadas. Cada estímulo geralmente está associado a um comando para uma aplicação. Quando o usuário foca seu olhar em um determinado estímulo, é possível observar atividade elétrica cerebral nesta mesma frequência e em suas harmônicas.

Outro paradigma de BCI apresentado na literatura é denominado endógeno. Neste caso, a manifestação de atividade cerebral depende de processos cognitivos internos do indivíduo e não há necessidade de estimulação externa. Enquadram-se nesta categoria BCIs que empregam sinais de imagética motora e imaginação de tarefas. Nesta abordagem o indivíduo deve desenvolver processos cognitivos bem definidos, e cada atividade mental é associada a um sinal de controle da aplicação. Atividades típicas são, por exemplo, imaginar o movimento de mãos e pés, imaginar uma música ou desenvolver cálculos mentais [5].

As atividades cerebrais geram campos eletromagnéticos que podem ter suas variações mensuradas para serem utilizadas em BCIs. A medição desses campos pode ser realizada por transdutores adequados. Para monitorar a atividade elétrica dos neurônios, por exemplo, existem dois grandes grupos de métodos usados: os invasivos e os não invasivos. Os métodos de aquisição invasivos necessitam de cirurgia para posicionar os eletrodos diretamente na superfície do córtex ou diretamente no tecido cortical. Este procedimento expõe o usuário a riscos e pode ocasionar lesões cerebrais. Apesar dos riscos e do custo do procedimento cirúrgico, os métodos invasivos garantem uma alta resolução espacial e uma elevada relação sinal-ruído no registro da atividade elétrica cerebral. Já, a abordagem de aquisição não invasiva realiza a coleta dos dados sem a necessidade de intervenção cirúrgica. Dentre as técnicas não invasivas, a mais frequentemente empregada no desenvolvimento de sistemas BCIs é a eletroencefalografia (EEG), que permite captar a atividade cerebral de forma simples, rápida e segura por meio de eletrodos dispostos sobre o escalpo do usuário [6]. O EEG é um dispositivo biométrico portátil e que fornece elevada resolução temporal, apesar de ter uma baixa resolução espacial. Devido ao fato do registro ser efetuado sobre o escalpo, o sinal é mais susceptível a ruídos e interferências.

## II. AQUISIÇÃO DO SINAL CEREBRAL

Neste estudo, optou-se por analisar sinais cerebrais coletados no âmbito do desenvolvimento de sistemas BCI-

SSVEP com o uso de EEG. O registro cerebral empregou 16 eletrodos secos posicionados sobre o escalpo do voluntário nas posições: O1, O2, Oz, POz, Pz, PO4, PO3, PO8, PO7, P2, P1, Cz, C1, C2, CPz, FCz, considerando o padrão internacional 10-10 [7]. O equipamento empregado foi o g@.SAHARAsys e o amplificador de biopotenciais g@.USBamp. Os estímulos visuais consistiam em quadrados projetados em um monitor de 15 polegadas com taxa de atualização de 60 Hz. O fundo da tela era preto e os quadrados alternavam entre as cores branca e preta em quatro diferentes frequências: 6, 10, 12 e 15 Hz. Para cada frequência foram realizadas oito coletas de 12 s cada, intercaladas por intervalos de repouso. A taxa de amostragem do sistema foi de 256 Hz. Participou do experimento um indivíduo saudável do sexo masculino de 40 anos. O protocolo de aquisição foi aprovado pelo Comitê de Ética da Universidade Estadual de Campinas (n. 791/2010).

As frequências de estimulação escolhidas levaram em conta a necessidade de que, para se garantir a precisão dos estímulos visuais, é necessário que eles alternem com uma frequência submúltipla da taxa de atualização do monitor. Esta restrição limita o leque de possibilidades de estímulos e, conseqüentemente, de comandos para uma aplicação, uma vez que a resposta SSVEP está limitada a até 100 Hz [8].

### III. PRÉ PROCESSAMENTO DO SINAL CEREBRAL

Os sinais cerebrais coletados por meio do EEG normalmente apresentam baixa relação sinal/ruído sendo permeados de interferentes tanto oriundos do indivíduo, como batimentos cardíacos, respiração, pestanejar dos olhos, movimentos musculares voluntários e involuntários quanto de fontes externas como a rede elétrica, campos eletromagnéticos de equipamentos vizinhos e interferências introduzidas pelo próprio sistema de aquisição e amostragem do sinal.

Na literatura é frequente modelar a resposta SSVEP por uma onda senoidal oscilante na mesma frequência do estímulo. Alguns modelos também consideram o aparecimento de conteúdo espectral nas harmônicas da frequência de estimulação [2]. Desta forma, o que se esperaria de um sinal cerebral quando o indivíduo está sobre estimulação em 10 Hz, por exemplo, é o sinal apresentado na Figura 2a no domínio do tempo e na Figura 2b no domínio da frequência. Entretanto, os sinais cerebrais adquiridos por meio do EEG durante a estimulação visual apresentam um comportamento ligeiramente diferente. As Figuras 2c e 2d apresentam o sinal EEG observado no eletrodo Oz no domínio do tempo e da frequência, respectivamente.

Comparando os gráficos da Figura 2 é imediato notar que os sinais cerebrais medidos pelo EEG apresentam uma oscilação temporal mais complexa, que reflete um conteúdo espectral mais diversificado em relação ao modelo ideal. Estas componentes espectrais se devem a presença de ruídos e de outros processos cerebrais captados pelos eletrodos, que podem ser interpretados como interferentes. Na Figura 2d se observa um comportamento mais intenso em torno da frequência evocada em 10 Hz, além de um pico intenso em torno de 16 Hz, originado pelos interferentes. Um dos problemas encontrados ao se implementar um sistema BCI consiste justamente em tratar estas componentes espectrais espúrias, principalmente as que aparecem nas imediações das frequências evocadas. Elas

dificultam a identificação do estímulo no qual o usuário está concentrado reduzindo o desempenho do sistema BCI.

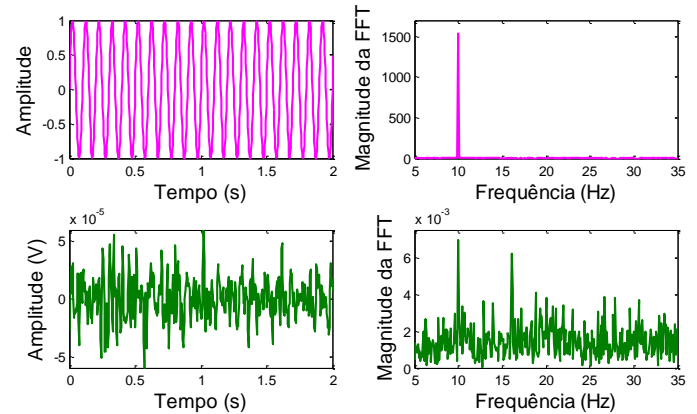


Fig. 2. Resposta SSVEP em 10 Hz: (a) ideal no domínio do tempo (b) ideal no domínio da frequência (c) real no domínio do tempo (d) real no domínio da frequência.

Como a resposta SSVEP tem amplitude baixa, da ordem de dezenas de microvolts, para se detectar as informações que permitam a implementação de um sistema BCI confiável é necessário aplicar técnicas de pré-processamento para reduzir os ruídos.

Neste trabalho, a primeira filtragem consistiu em submeter o sinal a um filtro passa-banda na faixa de 5 a 50 Hz e a um filtro *notch* em torno de 60 Hz, ambos disponíveis no equipamento de aquisição. Sucessivamente foi aplicado o método de filtragem referência de média comum (CAR) [9]. O método de CAR calcula a média dos pontos amostrados nos sinais dos 16 eletrodos e a subtrai dos sinais de cada eletrodo permitindo assim, eliminar ruídos comuns entre os eletrodos [10,11]. Este método pode ser definido como:

$$V_i^{CAR} = V_i^{EL} - \frac{1}{16} \sum_{j=1}^{16} V_j^{EL} \quad (1)$$

com  $V_i^{CAR}$  sendo o novo potencial no eletrodo  $i$ .  $V_i^{EL}$  é o sinal registrado pelos eletrodos no momento da aquisição, e corresponde à diferença de potencial entre um eletrodo e o eletrodo de referência posicionado nos processos mastoideais do indivíduo. Embora o eletrodo de referência estivesse posicionado em uma região de baixo potencial bioelétrico, a aplicação da filtragem CAR permite aproximar esse ponto comum ainda mais a um ponto neutro de potencial.

A Figura 3 apresenta um exemplo de sinal registrado em Oz antes e após a filtragem CAR. No domínio do tempo, nota-se que esse sinal parece mais homogêneo, possuindo menor quantidade de picos impulsivos. Observa-se também uma redução na sua amplitude, correspondente a uma ordem de grandeza. No domínio da frequência, verifica-se que o pico em 10 Hz foi atenuado no sinal filtrado, entretanto, ele fica evidenciado no espectro bem como o conteúdo espectral nas harmônicas de 20 e 30 Hz, esta última já pouco expressiva. Nota-se que a filtragem de CAR foi eficiente em retirar o ruído presente em torno de 16 Hz e atenuou as outras componentes de frequência.

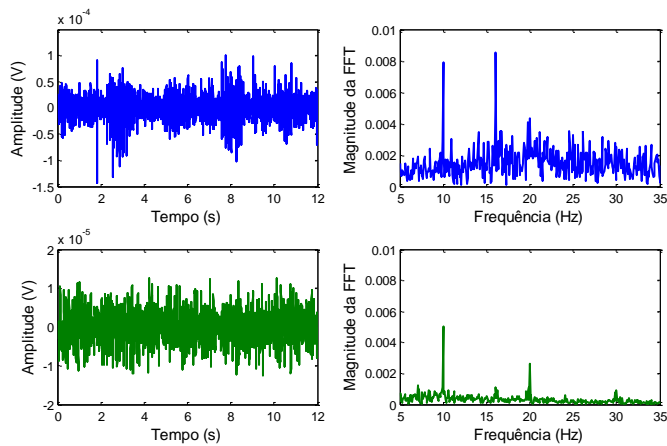


Fig. 3. Sinal cerebral (a) original (b) com a aplicação da técnica CAR.

#### IV. EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Após o tratamento dos ruídos, faz-se necessário a identificação de características dos sinais que possibilitem uma representação mais compacta e eficiente dos dados de interesse. Existem diversas técnicas de extração de características que atuam tanto no domínio temporal como no espectral [12]. Conforme visto nas Figuras 2 e 3, a análise espectral permite identificar de maneira quase que imediata o estímulo ao qual o indivíduo está submetido.

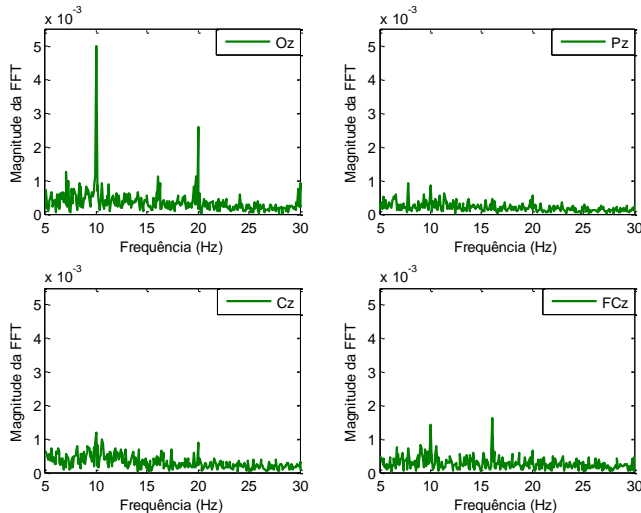


Fig. 4. Resposta SSVEP em 10 Hz observada em Oz, Pz, Cz e FCz.

O SSVEP é uma resposta cerebral a um estímulo de luz, que geralmente registra atividade elétrica no córtex visual, o qual se localiza no lobo occipital do cérebro [3]. A Figura 4 apresenta o sinal cerebral registrado por quatro eletrodos quando o indivíduo foi estimulado visualmente em 10 Hz. Foram considerados os eletrodos sobre a linha central do cérebro: Oz - occipital, Pz - parietal, Cz - central e FCz fronto-central. Todos os sinais foram filtrados por CAR. É possível notar conteúdo espectral em 10 Hz destacado em todos os espectros da Figura 4. Entretanto, o sinal registrado em Oz é o que melhor evidencia a resposta SSVEP, gerando um pico intenso em 10 Hz e na harmônica em 20 Hz. Apesar de a resposta SSVEP aparecer de maneira mais intensa nos eletrodos do córtex visual (O1, O2 e

Oz), pode ser útil observar o sinal cerebral de outras regiões cerebrais no desenvolvimento do sistema de classificação de uma BCI.

A aplicação da Transformada Rápida de Fourier (FFT) permite extrair os atributos necessários para implementar um sistema de discriminação entre as classes (estímulos visuais). A Figura 5 apresenta o espectro de sinais cerebrais registrados na posição Oz e filtrados por CAR, quando o indivíduo foi submetido a estímulos de frequências 6, 10, 12 e 15 Hz.

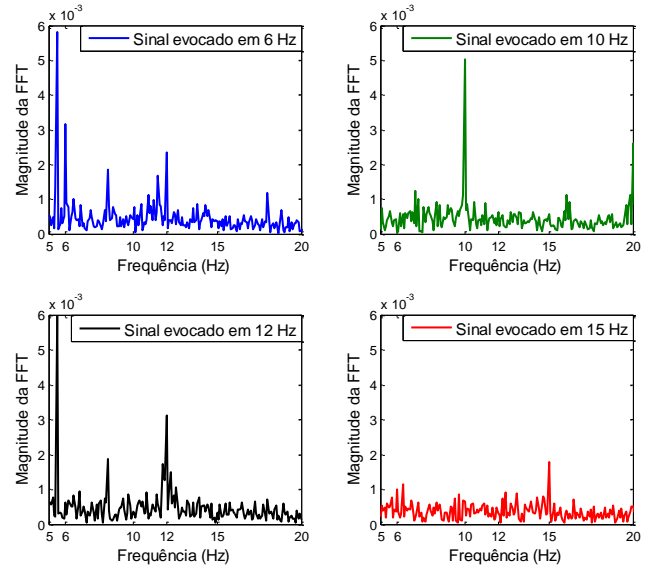


Fig. 5. Resposta SSVEP para estímulos nas frequências de 6, 10, 12 e 15 Hz.

Observando os espectros da Figura 5, é imediato propor que as características sejam a magnitude da FFT nas possíveis frequências evocadas, uma vez que é possível identificar a frequência para a qual o indivíduo está olhando, uma vez que esta apresenta maior pico. Esta é uma técnica intuitiva e simples de extração de características para sistemas BCI-SSVEP, entretanto quando o sinal cerebral não está bem pré-processado ou quando o sistema trabalha com estímulos visuais que são harmônicas, como 6 Hz e 12 Hz, ou ainda, quando o indivíduo não possui uma boa resposta SSVEP [13], a taxa de erro da BCI pode ser muito elevada. Uma técnica mais robusta de extração de atributos, classicamente empregada no desenvolvimento de sistemas BCI-SSVEP é o cálculo da densidade espectral de potência (PSD) pelo método de Welch [14]. Este método divide o sinal de entrada em segmentos e calcula os periodogramas modificados utilizando a FFT. A PSD é estimada operando-se a média desses resultados [15]. A Figura 6 apresenta a PSD calculada na faixa de 5 a 17 Hz utilizando a função *'pwelch'* do Matlab. A função foi aplicada a quatro sinais cerebrais, coletados quando o voluntário estava exposto a cada uma das fontes de estimulação visual (6, 10, 12 e 15 Hz).

Nesta abordagem, nota-se uma melhor identificação dos estímulos, com a atenuação de algumas componentes ruidosas. É interessante observar das Figuras 5 e 6 que a intensidade dos picos tende a reduzir com o aumento da frequência evocada, note que na Figura 6d houve uma mudança na escala da ordenada do gráfico para uma melhor representação.

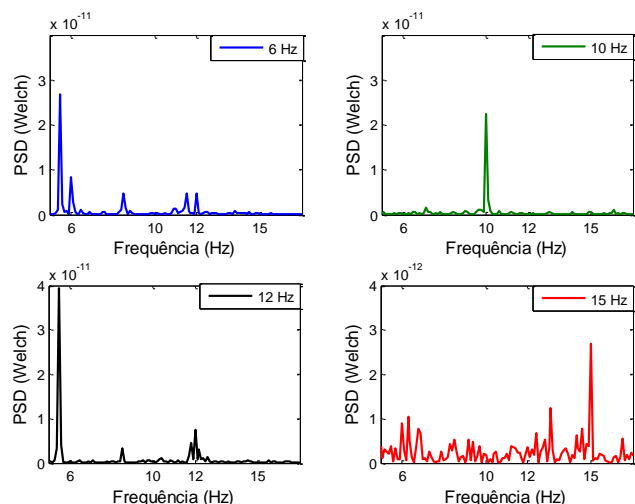


Fig. 6. PSD de sinais cerebrais com resposta SSVEP em 6, 10, 12 e 15 Hz.

Outro ponto crucial a ser considerado no desenvolvimento de uma BCI é o tempo com que cada comando deve ser gerado. Uma geração de sinais mais rápida requer que o sistema BCI execute a extração de atributos e a classificação do sinal em intervalos de aquisição de menor duração. Entretanto, quanto menor a janela temporal de análise do sinal, menor a energia concentrada em torno da frequência evocada, com a consequente redução dos picos na análise espectral. A Figura 7 apresenta a resposta ao potencial evocado em 10 Hz utilizando janelas de 12 s, 3 s, 1 s e 0.5 s de dados considerando as amostras iniciais de um mesmo sinal. Em síntese, deve haver um compromisso entre a taxa de acerto que se espera do sistema BCI e a dinâmica na velocidade com que os comandos devem ser gerados para manusear a aplicação.

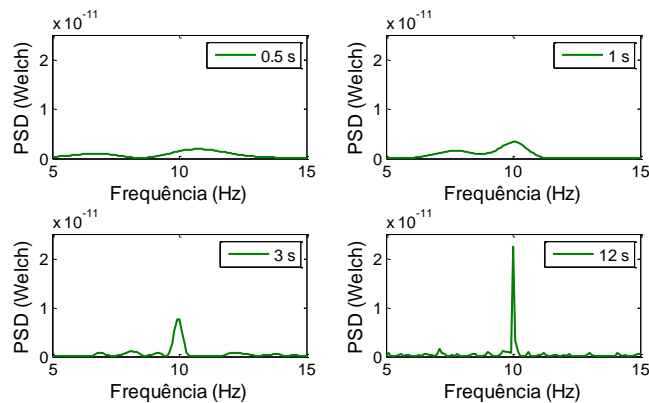


Fig. 7. PSD de sinais evocados em 10 Hz janelados em 0.5 s, 1 s, 3 s e 12 s.

## V. CLASSIFICAÇÃO

A etapa de classificação é responsável por identificar o estímulo ao qual o indivíduo estava concentrado visualizando somente o conjunto de características extraídas. A Figura 8 mostra o espaço das características extraídas pelo método de Welch do canal Oz dos oito sinais de 12 s adquiridos nas frequências de 6, 10 e 12 Hz. Observa-se que o conjunto das características pode ser linearmente separável, ou seja, é possível definir dois planos que separem as três classes de estímulos visuais.

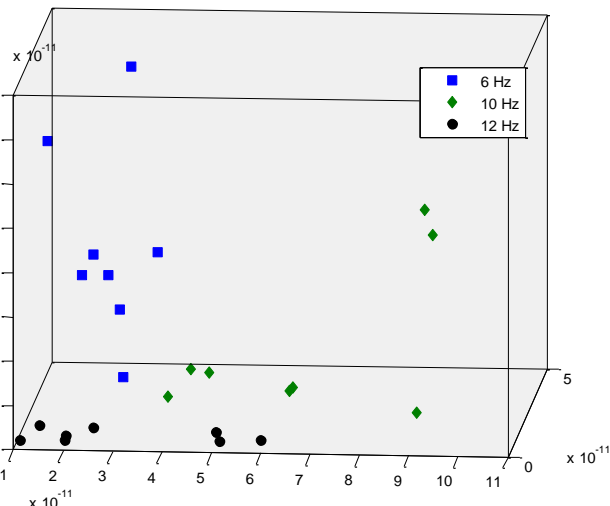


Fig. 8. Espaço de características das classes 6, 10 e 12 Hz.

Sistemas BCIs-SSVEP podem ser concebidos com o uso de classificadores lineares baseados na técnica dos mínimos quadrados [16], de forma que a saída  $Y$  do classificador linear pode ser definida como:

$$Y = w^T X \quad (2)$$

sendo  $w$  o vetor de parâmetros do classificador e  $X$  a matriz contendo as características extraídas do sinal. O classificador deve primeiramente ser treinado, ou seja, para se determinar o vetor de pesos  $w$  que define os hiperplanos de separação das classes é necessário, para cada estímulo, utilizar um conjunto de sinais identificados por meio de um vetor de rótulos  $R$ . A expressão (2) pode ser reescrita como:

$$\hat{w} = (X^T X)^{-1} X^T R \quad (3)$$

A solução de (3) é obtida aplicando o método da pseudo-inversa de Moore-Penrose [16]. Após a determinação do vetor de pesos  $w$  o classificador está apto a discriminar a classe a qual pertence os novos sinais adquiridos durante a utilização da BCI.

## VI. CONCLUSÃO

Neste trabalho apresentou-se um panorama de análise de sinais cerebrais visando a implementação de um sistema BCI-SSVEP. Foram apresentadas as características dos sinais no tempo e na frequência bem como todas as etapas de processamento necessárias para a concepção de uma interface cérebro-computador. Na etapa de pré-processamento aplicou-se a técnica de filtragem CAR e verificou-se a sua capacidade de atenuação dos artefatos. Foram apresentadas e analisadas as particularidades de duas técnicas de extração de características, FFT e Welch, ambas atuam no domínio da frequência. Por fim, após a extração das características do sinal verificou-se que um classificador linear pode ser capaz de executar a discriminação dos estímulos visuais, podendo assim realizar a associação entre o estímulo para o qual o indivíduo está concentrado e o respectivo sinal de comando da aplicação.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro da PROGRAD/UFOP, CNPq e CAPES.

## 2016 Brazilian Technology Symposium

### REFERENCIAS

- [1] J. R. Wolpaw, N. B. D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, v. 113, n. 6, pp. 767-791, 2002.
- [2] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, "Brain-computer interfaces: A gentle introduction," In: *Brain-Computer Interfaces*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 1-27, 2010.
- [3] W. Zheng-Hua, Y. De-Zhong, "A Study on SSVEP- Based BCI", *Journal of Electronic Science and Technology of China*, v.7,n.1,2009.
- [4] B. Allison and J. Pineda, "Effects of SOA and flash pattern manipulations on ERPs, performance, and preference: Implications for a BCI system". *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 59, no. 2, pp. 127-140, Feb. 2006.
- [5] G. Pfurtscheller e Christa Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proceedings of the IEEE*, v. 89, n. 7, pp. 1123-1134, 2001.
- [6] I. Oliveira, et. al., "Interfaces computador-cérebro: Extração e processamento de características de electroencefalogramas," Department of Informatics, University of Lisbon, 2008.
- [7] H. H. Jasper, "The 10/20 international electrode system". *EEG and Clinical Neurophysiology*, v. 10, p. 371-375, 1958.
- [8] C.S. Herrmann, "Human EEG responses to 1-100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena," *Experimental brain research*, v. 137, n. 3-4, pp. 346-353, 2001.
- [9] G.G. Molina, D. Zhu, "Optimal spatial filtering for the steady state visual evoked potential: BCI application". In: *Fifth International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 2011, pp. 156-160.
- [10] O. Friman, I. Volosyak, A. Graser, "Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54 (4) (2007) 742-750.
- [11] P. Martinez, H. Bakardjian, A. Cichocki, "Fully online multicommand brain-computer interface with visual neurofeedback using SSVEP paradigm" ,*Comput. Intell. Neurosci.* (2007) 13-22, <http://dx.doi.org/10.1155/2007/94561>.
- [12] C.M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition". Clarendon Press, Oxford, New York, 1995.
- [13] C. Guger, et al. "How many people could use an SSVEP BCI?". *Frontiers in neuroscience*, v. 6, p. 169, 2012.
- [14] P.D. Welch, "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms", *IEEE Trans. Audio Electroacoust.* AU-15 (June) (1967) 70-73.
- [15] S.S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Pearson Education India, New Delhi, India, 2008.
- [16] S. Theodoridis, K. Koutroumbas, "Pattern Recognition," Fourth Edition, Academic Press, California, 2010

## Referências

- ABU-ALQUMSAN, M.; PEER, A. Advancing the detection of steady-state visual evoked potentials in brain – computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, IOP Publishing, v. 13, n. 3, p. 1–16, 2016. ISSN 1741-2552. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/13/3/036005>>. 4, 10
- BANVILLE, H.; FALK, T. H. Recent advances and open challenges in hybrid brain-computer interfacing : a technological review of non-invasive human research. *Brain-Computer Interfaces*, Taylor & Francis, v. 3, n. 1, p. 9–46, 2017. ISSN 2326-263X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/2326263X.2015.1134958>>. 4
- BRENDAN, A. Z.; JAIME, P. A. Effects of SOA and flash pattern manipulations on ERPs, performance, and preference: Implications for a BCI system. *International Journal of Psychophysiology*, v. 59, n. 2, p. 127–140, 2006. ISSN 01678760. 2
- CARVALHO, S. N. et al. Comparative analysis of strategies for feature extraction and classification in SSVEP BCIs. *Biomedical Signal Processing and Control*, Elsevier Ltd, v. 21, p. 34–42, 2015. ISSN 17468094. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809415000877>>. 4, 6, 15, 16
- FRIMAN, O.; VOLOSYAK, I.; GRÄSER, A. Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, v. 54, n. 4, p. 742–50, 2007. ISSN 0018-9294. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17405382>>. 3, 5, 10, 17
- GARCIA-MOLINA, G.; ZHU, D. Optimal spatial filtering for the steady state visual evoked potential: BCI application. *2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, p. 156–160, 2011. ISSN 1948-3546. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5910512>>. 4, 9
- GEMBLER, F.; STAWICKI, P.; VOLOSYAK, I. Exploring the Possibilities and Limitations of Multitarget SSVEP-based BCI Applications. p. 1488–1491, 2016. 3
- GRAIMANN, B.; BRENDAN, A.; PFURTSCHELLER, G. Brain-Computer Interfaces. *Springer Verlag Berlin Heidelberg*, p. 1–27, 2010. ISSN 1098-6596. 1, 2, 5, 6, 9, 12
- GUGER, C. et al. Neuroscience Letters How many people are able to control a P300-based brain – computer interface ( BCI )? v. 462, p. 94–98, 2009. 3
- JESUS JR, B. J. et al. Análise do Potencial Evocado Visualmente em Sinais Cerebrais para Implementação de BCIs 2016 Brazilian Technology Symposium. *2016 Brazilian Technology Symposium*, p. 4–8, 2016. 33
- LIN, Z. et al. Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs. v. 54, n. 6, p. 1172–1176, 2007. 4
- MCFARLAND, D. J.; WOLPAW, J. R. Brain-Computer Interfaces for Communication and Control. *Communications of the ACM*, v. 54, n. 5, p. 60–66, 2011. ISSN 0001-0782. 1, 2

- MELINCAK, F.; MONTESANO, L. Sample size determination for BCI studies : how many subjects and trials ? p. 1524–1527, 2016. 3
- MERCADO, J. A. et al. Embedded EEG Recording Module with Active Electrodes for Motor Imagery Brain-Computer Interface. v. 14, n. 2, 2016. 3
- MIMA, T. et al. Attention Modulates Both Primary and Second Somatosensory Cortical Activities in Humans : A Magnetoencephalographic Study. p. 2215–2221, 1998. 6
- NICOLAS-ALONSO, L. F.; GOMEZ-GIL, J. Brain computer interfaces, a review. *Sensors*, v. 12, n. 2, p. 1211–1279, 2012. ISSN 14248220. 2, 8, 9, 14
- PFURTSCHELLER, G. et al. The hybrid BCI. v. 4, n. April, p. 1–11, 2010. 4
- REGAN, D. T I ., n. October 1975, p. 1475–1489, 1977. 27
- SCHALK, G. et al. BCI2000 : A General-Purpose Brain-Computer Interface ( BCI ) System. v. 51, n. 6, p. 1034–1043, 2004. 3
- SILVA, F. L. da. EEG : Origin and Measurement. *Springer Verlag Berlin Heidelberg*, p. 19–39, 2010. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-87919-0>>. 3, 6
- SINHA, A. et al. Artifact Removal from EEG Signals Recorded using Low Resolution Emotiv Device. v. 00, n. c, p. 1445–1451, 2015. 3, 9
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 2009. 967 p. ISSN 1098-6596. ISBN 9781597492720. 13
- VOLOSYAK, I. et al. BCI demographics II: How many (and What Kinds of) people can use a high-frequency SSVEP BCI? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 19, n. 3, p. 232–239, 2011. ISSN 15344320. 2
- WELCH, P. D. *The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short modified periodograms*. 1967. 70–73 p. 12
- WOLPAW, J. R. et al. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, v. 113, n. 6, p. 767–91, 2002. ISSN 1388-2457. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12048038>>. 1, 2
- WU, Z.-h.; YAO, D.-z. A Study on SSVEP-Based BCI. *Journal of Electronic Science and Technology of China*, v. 7, n. 1, p. 7–11, 2009. 3
- ZAVERI, H. P. Modelling of ECoG in temporal lobe epilepsy. n. September, 2014. 6