



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

MARINA LUIZA DOS REIS SENA

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BCI-SSVEP E TESTES
PRELIMINARES NO CONTROLE DE UM PROTÓTIPO DE CADEIRA DE
RODAS**

João Monlevade

2018

MARINA LUIZA DOS REIS SENA

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BCI-SSVEP E TESTES
PRELIMINARES NO CONTROLE DE UM PROTÓTIPO DE CADEIRA DE
RODAS**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Elétrica do Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas, da Universidade Federal de Ouro Preto, como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Prof.^a Dra. Sarah Negreiros de Carvalho Leite

João Monlevade

2018

S474d Sena, Marina Luiza dos Reis.
Desenvolvimento de um sistema BCI-SSVEP e testes preliminares no controle de um protótipo de cadeira de rodas [manuscrito] / Marina Luiza dos Reis Sena. - 2018.

41f.: il.: color; tabs.

Orientadora: Prof^a. MSc^a. Sarah Negreiros de Carvalho Leite.

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

1. Engenharia elétrica. 2. Processamento de sinais. 3. Interface cérebro-computador. I. Leite, Sarah Negreiros de Carvalho . II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU: 621.3

Catálogo: ficha@sisbin.ufop.br



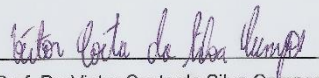
ANEXO II - ATA DE DEFESA

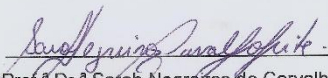
Aos 20 dias do mês de fevereiro de 2018, às 14 horas, no bloco C deste instituto, foi realizada a defesa de monografia pela formanda Marina Luiza dos Reis Sena, sendo a comissão examinadora constituída pelos professores: Dr. Victor Costa da Silva Campos, Dr. Glauco Ferreira Gazel Yared e Dr.ª Sarah Negreiros de Carvalho Leite. A candidata apresentou a monografia intitulada: Desenvolvimento de um sistema BCI-SSVEP e testes preliminares no controle de um protótipo de cadeira de rodas. A comissão examinadora deliberou, por unanimidade, pela APROVAÇÃO da candidata, com a nota média 8,0, de acordo com a Tabela 1. Na forma regulamentar foi lavrada a presente ata que é assinada pelos membros da comissão examinadora e pela formanda.

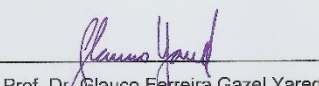
Tabela 1 – Notas de avaliação da banca examinadora

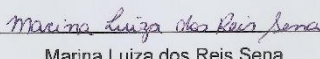
Banca Examinadora	Nota
Prof. Dr. Victor Costa da Silva Campos,	8,0
Prof. Dr. Glauco Ferreira Gazel Yared	8,0
Prof.ª Dr.ª Sarah Negreiros de Carvalho Leite	8,0
Média	8,0

João Monlevade, 20 de fevereiro de 2018.


Prof. Dr. Victor Costa da Silva Campos,
Professor Convidado


Prof.ª Dr.ª Sarah Negreiros de Carvalho
Professora Orientadora


Prof. Dr. Glauco Ferreira Gazel Yared
Professor Convidado


Marina Luiza dos Reis Sena
Aluna



ANEXO III - TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado “ DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA BCI-SSVEP E TESTES PRELIMINARES NO CONTROLE DE UM PROTÓTIPO DE CADEIRA DE RODAS ” 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, 23 de Abril de 2018 .

Marina Luiza dos Reis Sm
Nome completo do(a) aluno(a)

AGRADECIMENTOS

Enfim, mais um ciclo se encerra com a apresentação deste trabalho de conclusão de curso. Durante essa etapa, passei por diversos obstáculos, adquiri uma gama de conhecimentos, e descobri que há muito mais para se aprender. Muitas pessoas contribuíram para que eu concluísse esse projeto e por isso gostaria de agradecer imensamente a cada uma.

Agradeço primeiramente a Deus, o autor da vida e de todas as coisas boas, por ter me dado saúde, forças e perseverança em todos os momentos.

Agradeço com um carinho especial a minha orientadora, Prof. Dra. Sarah Negreiros, por ter me apoiado desde o primeiro momento quando a procurei para a orientação. Pelos inúmeros bons conselhos, por ter me ajudado muito em todas as etapas do TCC e principalmente pela paciência e bondade que demonstrou em meus momentos de dificuldade.

Agradeço aos meus pais, Lúcia e Matozinho, e aos meus irmãos, Vitor e Sara, pelo apoio incondicional e por todo amor que recebi em todos os momentos. Eles são minha inspiração em cada conquista.

Agradeço a todas as outras pessoas que me apoiaram de alguma forma durante a realização dessa etapa, professores, técnicos do laboratório, familiares e amigos. Em especial, ao professor Romeu Yukio e aos meus amigos Belmir, Karen e Wagner, que contribuíram diretamente durante a elaboração deste projeto. Agradeço também a UFOP, por toda a estrutura e recursos disponibilizados, que foram de grande importância.

*“Todas as coisas cooperam para o bem
daqueles que amam a Deus. ”*

Romanos 8:28.

RESUMO

Uma Interface Cérebro-Computador (BCI, do inglês *Brain Computer Interface*) é um dispositivo que permite a tradução de uma atividade cerebral em um comando. Essa tecnologia vem sendo empregada em aplicações assistivas, com a finalidade de melhorar a qualidade de vida de pessoas com severas debilidades motoras. Neste trabalho foram realizados o pré-processamento, a extração de características e a classificação que compõem as etapas de processamento digital de sinais utilizados em uma BCI-SSVEP (*Steady State Visually Evoked Potential*). Houve uma melhoria na relação sinal/ruído na etapa de pré-processamento aplicando a filtragem com a técnica CAR, a extração de características pelo método de Welch permitiu a análise da densidade espectral de potência dos sinais e a etapa de classificação possibilitou discriminar entre as classes dos sinais, que correspondiam aos comandos a serem enviados à aplicação, a partir da construção de um classificador linear baseado no método dos mínimos quadrados. Após a realização de todas as etapas de processamento de sinais, foi construído um protótipo de uma cadeira de rodas, de dimensões reduzidas, o qual recebia os comandos do classificador e realizava a operação associada: ir para frente, direita, esquerda ou parar. O protótipo apresentou um bom funcionamento e os erros ocorridos quanto aos comandos executados foram causados devido à taxa de erro inerente ao classificador.

Palavras-chave: Interface Cérebro-Computador, BCI, SSVEP, pré-processamento, extração de características, cadeira de rodas, aplicação assistiva.

ABSTRACT

A Brain Computer Interface (BCI) is a device that allows the translation of a brain activity into a command. This technology has been used in assistive applications with the purpose of improving the quality of life of people with severe motor weaknesses. In this work, the preprocessing, the extraction of characteristics and the classification that composes the stages of digital signal processing used in a BCI-SSVEP (Steady State Visually Evoked Potential) were performed. There was an improvement in the signal-to-noise ratio in the pre-processing stage with the CAR filter technique, the extraction of characteristics, by the Welch method, allowed the analysis of the power spectral density of the signals and the classification step made it possible to discriminate between classes of signals, corresponding to the commands to be sent to the application, from the construction of a linear classifier based on the least squares method. After carrying out all the processing steps, a small wheelchair prototype was built, which received the classifier commands and performed the associated operation: forward, right, left or stop. The prototype showed a good functioning and the errors occurred regarding the executed commands were caused by the error rate inherent to the classifier

Keywords: *Brain-Computer Interface, BCI, SSVEP, preprocessing, features extraction, wheelchair, assistive application.*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama de blocos de uma BCI.	17
Figura 2 – Sistema de posicionamento de eletrodos 10 - 10.	17
Figura 3 – Tela de estimulação visual.	18
Figura 4 – Sinal ideal esperado no domínio da frequência.....	20
Figura 5 – Sinal ideal esperado no domínio do tempo.	20
Figura 6 – Sinal EEG coletado sob estimulação visual em 10 Hz no domínio da frequência.	20
Figura 7 – Sinal EEG coletado sob estimulação visual em 10 Hz no domínio do tempo.	21
Figura 8 – FFT do sinal filtrado por CAR para frequência de estimulação de 10 Hz....	21
Figura 9 – Sinal filtrado por CAR no domínio do tempo.	22
Figura 10 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 6 Hz.	22
Figura 11 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 12 Hz.	23
Figura 12 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 15 Hz.	23
Figura 13 – PSD quando o indivíduo estava exposto à estimulação visual em 6 Hz....	25
Figura 14 – PSD quando o indivíduo estava exposto à estimulação visual em 15 Hz...	25
Figura 15 – Espaço de características das classes 6 e 15 Hz.....	26
Figura 16 – Gráfico para análise de desempenho do classificador.....	29
Figura 17 – Protótipo da cadeira de rodas.	30
Figura 18 – Circuito de acionamento dos motores DC da cadeira.	31
Figura 19 – Circuito das pontes H na placa de fenolite.....	32
Figura 20 – Diagrama de funcionamento da ponte H.....	32
Figura 21 – Montagem do circuito na parte inferior da cadeira.	34
Figura 22 – Diagrama de blocos do funcionamento do sistema.....	35

TABELAS

Tabela 1 – Resultado da classificação para sete amostras de dados.....	28
Tabela 2 – Desempenho do classificador com os dados de teste.	28
Tabela 3 – Erros de classificação.	29
Tabela 4 – Saídas do classificador e comandos associados.....	35

SUMÁRIO

1. Introdução.....	12
1.1 Revisão Bibliográfica	13
1.2 Motivação	15
1.3 Objetivos	16
1.4 Etapas de uma BCI	16
2. Metodologia	17
2.1 Pré-Processamento	18
2.2 Extração de Características	24
2.3 Classificação	26
3. Aplicação.....	30
3.1 Construção	30
3.2 Funcionamento.....	34
4. Conclusão	37
5. Referências	38

1. Introdução

No meio científico existem linhas de pesquisas com foco nas atividades eletroencefalográficas que visam desenvolver e aprimorar os métodos de aquisição, processamento e as formas de utilização de sinais gerados pela atividade cerebral. Nesse contexto, vislumbrou-se a possibilidade de uma nova forma de comunicação não muscular para o envio de mensagem cerebral para o meio externo [1], que seria de grande utilidade para a parcela da população que possui alguma deficiência motora, sendo esse um dos motivos que intensificaram as pesquisas na área nos últimos anos [2].

Os estudos com foco nas atividades cerebrais, aliados ao grande avanço tecnológico, permitiram o surgimento de Interfaces Cérebro Computador (BCI, do inglês *Brain Computer Interfaces*). BCIs são dispositivos que permitem ler sinais cerebrais e converter os mesmos em sinais de controle e comunicação [3].

O funcionamento de uma BCI tem quatro requisitos fundamentais, que são: adquirir as atividades diretamente do cérebro, fornecer um *feedback* para o usuário, funcionar em tempo real e contar com um controle premeditado, ou seja, quem a utiliza deve realizar uma tarefa mental sempre que desejar executar algum objetivo com a BCI.

O sinal cerebral que é utilizado em uma BCI pode ser mensurado de maneira invasiva ou não invasiva. Os métodos invasivos requerem procedimento cirúrgico para o posicionamento dos eletrodos diretamente na superfície do córtex ou diretamente no tecido cortical, isso proporciona uma alta resolução espacial e uma elevada relação sinal-ruído no registro das atividades [4]. Uma desvantagem da utilização desse procedimento é que o usuário fica exposto a riscos de lesões cerebrais, além disso, é um procedimento cirúrgico de alto custo e existe uma escassez de pacientes ou voluntários para testes desse método.

Em contrapartida, as técnicas de aquisição não invasivas permitem a coleta dos dados sem necessidade de intervenção cirúrgica, o que as tornam mais simples, uma vez que os dados são coletados a partir de eletrodos dispostos sobre o escalpo do usuário [5].

A eletroencefalografia (EEG) é uma das técnicas de registro da atividade cerebral, não invasivas, mais frequentemente empregadas no desenvolvimento de sistemas BCIs, pois permite de forma simples, rápida e segura, mensurar a atividade cerebral [6]. O EEG é um dispositivo biométrico que fornece elevada resolução temporal, apesar de ter uma baixa resolução espacial. Apesar das vantagens citadas, devido ao fato dos eletrodos

serem colocados no escalpo, esse método está sujeito a ruídos e inúmeras interferências [2].

O projeto de uma BCI é determinado pela escolha de um paradigma, ou seja, pelo método que será utilizado para produzir os estímulos cerebrais. E os mesmos podem ser divididos em paradigmas de estimulação exógena ou de estimulação endógena.

A abordagem endógena em BCIs depende de processos de aprendizagem internos do usuário para que a manifestação da atividade cerebral ocorra, não sendo necessário nesse caso aplicar um estímulo externo [7]. Enquadram-se nessa categoria, BCIs que utilizam sinais de imagética motora, os quais necessitam que o usuário da BCI desenvolva a habilidade de imaginar a ação desejada, para que a atividade mental seja associada a um sinal de controle.

A estimulação exógena acontece quando se utilizam estímulos externos para evocar a atividade cerebral no usuário, e cada estímulo utilizado está associado a um comando de controle e/ou de aplicação, na maioria dos casos. Dentre as técnicas de estimulação exógena pode-se citar o potencial evocado visualmente em regime estacionário (SSVEP, do inglês *Potentials Evoked Visually in Steady State*) que se baseia em potenciais relacionados a eventos (ERP, do inglês *Event-related Potentials*) [8, 9].

O SSVEP é a atividade do córtex cerebral resultante da aplicação de estímulos visuais repetitivos (RVS, do inglês *Repetitive Visual Stimuli*) que cintilam em frequências constantes, e através de sistemas de aquisição de sinal, quando o usuário foca o olhar no estímulo aplicado, é possível observar um aumento da atividade cerebral na mesma frequência e também nas harmônicas, na região do córtex visual [10].

A BCI baseada em SSVEP, que será a abordagem estudada neste trabalho, permite que o usuário selecione a opção de controle, mantendo o foco no estímulo correspondente à ação desejada, sendo que múltiplos estímulos são apresentados simultaneamente [11].

1.1 Revisão Bibliográfica

Um dos pioneiros em pesquisas sobre as atividades cerebrais foi o cientista alemão Hans Berger, que em 1929 demonstrou pela primeira vez a técnica de eletroencefalografia registrando sinais cerebrais a partir de dispositivos colocados no couro cabeludo, o que se tornou uma das ferramentas básicas para que os médicos e os cientistas investigassem o funcionamento do cérebro [3].

Em 1964, o Dr. Grey Walter conectou eletrodos nas áreas do cérebro que correspondem às funções motoras, descrevendo assim, a primeira BCI. O funcionamento da BCI proposta por Dr. Grey Walter consistiu em monitorar áreas do cérebro de um paciente, enquanto o mesmo apertava um botão com a intenção de mover um *slide* que foi disponibilizado para o teste [3]. As pesquisas na área não se desenvolveram rapidamente nessa época, pois os recursos tecnológicos e de informática eram insuficientes.

Em 1977, Jacques J. Vidal contribuiu significativamente para o desenvolvimento de BCIs. Suas pesquisas permitiram que surgissem as primeiras evidências de que seria possível detectar e classificar potenciais relacionados a eventos [12, 2].

No ano 2000, foi realizado um congresso internacional que definiu o conceito de BCI, levantou o estado da arte e definiu os rumos da pesquisa na área [13].

Alguns trabalhos realizados envolvendo BCIs apresentam a aplicação das mesmas na realização de tarefas da rotina do usuário. De acordo com o que é apresentado no trabalho de [2], as BCIs propostas visam ser aplicadas no contexto de tecnologias assistivas, focando na substituição e recuperação motora. Um dos estudos desenvolvidos demonstra a aplicação de uma BCI para controlar o cursor de um computador [14]. A BCI utilizada nesse caso foi projetada tanto para estimulação endógena, quanto para exógena e o objetivo da interface é movimentar o cursor para algum dos quatro quadrados disponíveis na tela, sendo que eles estavam nas seguintes posições: cima, baixo, esquerda e direita. O experimento foi realizado com indivíduos saudáveis e com pacientes em estado avançado de paralisia e mostrou que não houve diferença considerável na precisão entre os dois grupos de pacientes, ou seja a interface não depende de habilidades motoras.

Aplicações baseadas em SSVEP na área de robótica também têm sido desenvolvidas, por exemplo, no modelo que é proposto por [15]. A direção e a velocidade de um robô são determinadas pelo usuário, que o acompanha em tempo real por meio de uma câmera. O estímulo é feito através de quadros vermelhos posicionados de acordo com a posição desejada.

Outra aplicação baseada em SSVEP, proposta por [16], permite ao usuário da BCI utilizar o teclado de um celular digitando números, selecionando ou corrigindo alguma operação. Os estímulos visuais são apresentados na tela do aparelho através da alternância entre quadros brancos e pretos com frequência limitada pela frequência de atualização da tela do celular.

BCIs que utilizam estímulos visuais intermitentes podem causar desconfortos ao usuário e o mesmo pode ficar exausto ao ter que manter a concentração necessária para a devida coleta do sinal. Tendo em vista essa questão, os pesquisadores [17] procuraram manter o funcionamento de uma BCI mesmo que o usuário esteja fatigado. O modelo construído por eles acompanha frequentemente o comportamento de quem está utilizando a BCI, diminuindo através de uma adaptação o limite de concentração necessário para a interação com o sistema quando o desempenho do utilizador decai.

Em termos dos métodos de aquisição de sinais para BCIs existe, de acordo com [18], uma crescente literatura que busca derivar um significado mais preciso dos sinais provindos de EEG. O objetivo é que esses dispositivos possam ser mais eficazmente aplicados em BCIs que visam à recuperação de funções motoras em pacientes com alguma debilidade.

1.2 Motivação

As pesquisas sobre Interface Cérebro-Computador são abrangidas por diversas áreas, como Engenharia Biomédica, Neurociência, Engenharia de Controle e Automação, Biomedicina e Ciência da Computação. E entre as aplicações existentes de um sistema BCI, a literatura destaca as aplicações assistivas.

De acordo com [19] um dos objetivos da BCI é auxiliar na substituição ou restauração das funções motoras do usuário afetadas por doenças como derrame cerebral, lesões na medula espinhal, paralisia cerebral e distrofias musculares que perturbam o sistema neuromuscular. Um dos benefícios das aplicações práticas dos estudos sobre BCIs é a melhoria da qualidade de vida de pessoas que possuem severas deficiências motoras causadas pelas doenças como as citadas anteriormente. Tendo em vista esses benefícios, os estudos que visam a restauração das funções motoras tendem a crescer bastante nos próximos anos, pois ainda existe uma grande demanda de questões sem respostas e que vêm sendo investigadas [20].

A motivação em realizar o presente trabalho está diretamente relacionada à necessidade de reforçar pesquisas nesse campo, contribuindo no entendimento das limitações que cercam o desenvolvimento de BCIs-SSVEP direcionadas ao controle de aplicações assistivas.

1.3 Objetivos

A princípio objetiva-se revisar a literatura da área de Interfaces Cérebro-Computador com a finalidade de conhecer detalhadamente cada etapa da construção uma BCI e as aplicações recentes desenvolvidas e controladas por BCI-SSVEP.

Em seguida, desenvolver uma BCI-SSVEP implementando em Matlab as etapas de processamento de sinais: pré-processamento, extração de características e classificação.

E por fim, objetiva-se apresentar a construção de um protótipo de uma mini cadeira de rodas, controlada por sinais provindos do sistema BCI e propor futuras melhorias para essa aplicação.

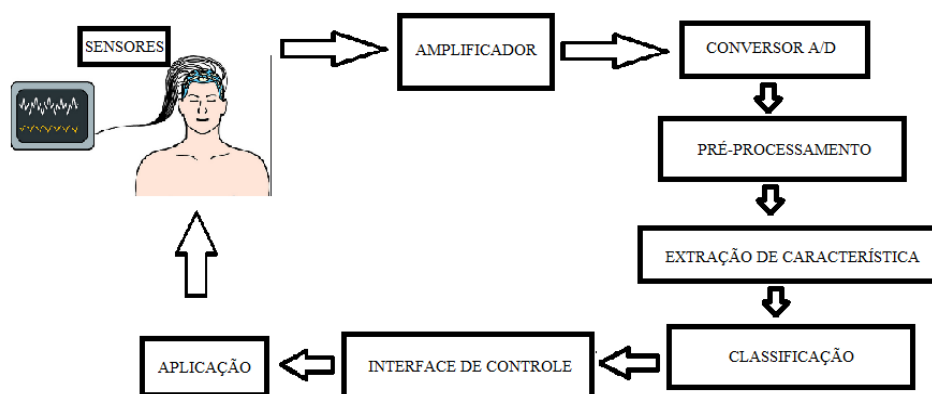
1.4 Etapas de uma BCI

Pode-se dividir a estrutura de uma BCI baseada em SSVEP de forma simplificada como apresentado no diagrama de blocos da Figura 1. As etapas que compõem essa imagem correspondem à aquisição dos dados utilizados por meio de sensores, processamento do sinal, geração de comandos e aplicação final [21].

Primeiramente o usuário é exposto a estímulos visuais e coletam-se os dados (sinais cerebrais) referentes à atividade cerebral utilizando-se eletrodos. Faz-se necessário um tratamento desses sinais através de filtragem, amplificação e digitalização para que os mesmos possam ser processados para a extração de informações relevantes no processo de construção da BCI.

A etapa de processamento digital do sinal cerebral subdivide-se em: pré-processamento, extração de características e classificação. A etapa de pré-processamento tem a finalidade de melhorar a qualidade do sinal em termos de sua relação sinal/ruído. Na etapa da extração de características são calculados os parâmetros que permitem identificar e distinguir qual comando o usuário pretende realizar. A etapa de classificação gera o comando de controle com base nas características do sinal de entrada, o qual por meio de uma interface pode ser utilizado em uma determinada aplicação.

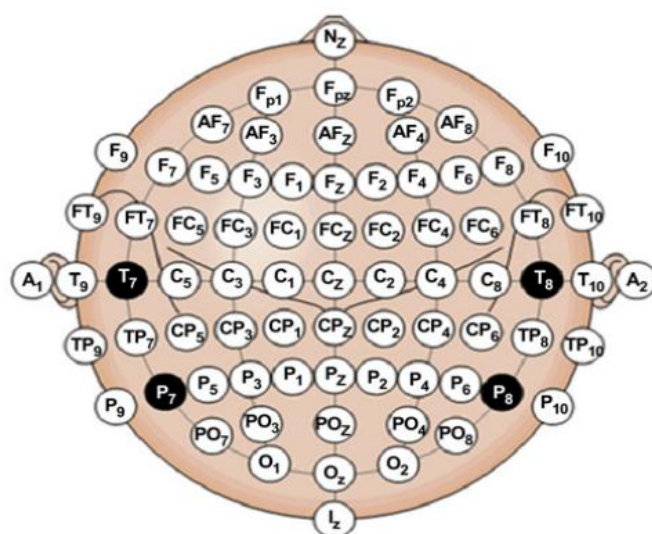
Figura 1 – Diagrama de blocos de uma BCI.



2. Metodologia

O trabalho desenvolvido visa construir uma BCI-SSVEP que utiliza dados oriundos do EEG. Neste trabalho, utilizou-se uma base de dados de sinais EEG coletados na Universidade Estadual de Campinas. Os equipamentos empregados para realizar a medição foram o g@SAHARAsys e o amplificador de biopotenciais gUSBamp [22]. A coleta de dados foi realizada utilizando 16 eletrodos secos posicionados no escalpo de um voluntário saudável de 40 anos. Os eletrodos foram posicionados em: O1, O2, Oz, POz, Pz, PO4, PO3, PO8, PO7, P2, P1, Cz, C1, C2, CPz, FCz, considerando o padrão internacional 10-10, que orienta a posição do eletrodo em conformidade com a anatomia do cérebro [23], como exemplificado na Figura 2.

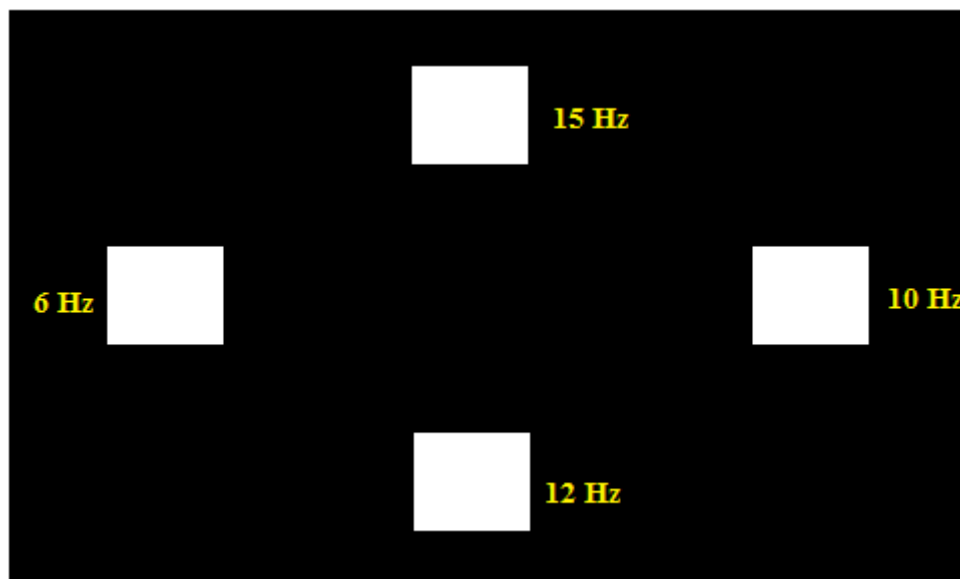
Figura 2 – Sistema de posicionamento de eletrodos 10 - 10.



Fonte: <http://www.dca.fee.unicamp.br/projects/mtk/rubianes/docs/monografia.pdf>

Os estímulos visuais foram apresentados para o voluntário em um monitor de 15 polegadas com taxa de atualização de 60 Hz, com um fundo preto no qual cintilavam de forma intermitente quatro quadrados oscilantes entre branco e preto nas frequências: 6, 10, 12 e 15 Hz que são submúltiplas da taxa de atualização do monitor, como exemplificado na Figura 3.

Figura 3 – Tela de estimulação visual.



O voluntário foi orientado a manter o foco em um estímulo por vez e para cada frequência foram realizadas oito coletas de dados de 12 s cada, intercaladas por intervalos de repouso. A taxa de amostragem do sistema foi de 256 Hz e as etapas de pré-processamento, extração de características e classificação dos sinais, que compõem a BCI, foram codificadas no ambiente MATLAB® R2013a.

2.1 Pré-Processamento

Ao coletar os sinais cerebrais através do EEG, em geral, pode-se observar que existe uma baixa relação sinal/ruído (SNR) devido à interferência de diversos fatores provindos do ambiente e do próprio indivíduo, como batimentos cardíacos, respiração, pestanejar dos olhos, movimentos musculares voluntários e involuntários, campos eletromagnéticos de equipamentos vizinhos e interferências introduzidas pelo próprio sistema de aquisição e amostragem do sinal. Sendo assim, faz-se necessário um prévio

tratamento do sinal coletado antes de utilizá-lo, com a finalidade de remover essas interferências.

Para a etapa de pré-processamento dos sinais utilizados, a primeira filtragem consiste em submeter os sinais a um filtro passa-bandas analógico na faixa de 5 a 50 Hz e a um filtro *notch* em 60 Hz, ambos disponíveis no equipamento de aquisição. Em seguida é empregada a técnica CAR (*Common Average Reference*), uma técnica de filtragem que consiste em calcular o valor médio dos sinais obtidos de todos os eletrodos, em um determinado instante, e após isso, subtrair esse valor de cada eletrodo [10]. O método CAR é uma técnica de filtragem eficiente, de fácil implementação e que tem por objetivo facilitar a detecção dos potenciais evocados, uma vez que melhora a SNR.

O cálculo da média dos pontos amostrados foi realizado com os sinais dos 16 eletrodos e, em seguida, foi feita a subtração dos sinais de cada eletrodo, permitindo assim eliminar ruídos comuns entre os mesmos e além disso, eliminar a característica CC do sinal [24]. Esse processo pode ser representado de acordo com a seguinte equação:

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

onde n é o número de eletrodos utilizados, neste caso, 16 eletrodos; V_i^{EL} é o potencial medido no eletrodo de número i no momento da aquisição; V_i^{CAR} é o potencial do eletrodo i após a aplicação da filtragem espacial CAR.

De acordo com a literatura, a resposta SSVEP pode ser modelada por uma onda senoidal que oscila na mesma frequência na qual o estímulo é realizado. Sendo que o conteúdo espectral nas sub-harmônicas também pode aparecer em alguns modelos [3].

Para exemplificar essa proposta de modelagem, supondo que um indivíduo receba um estímulo visual numa frequência de 10 Hz, o sinal cerebral esperado no domínio da frequência seria similar ao apresentado na Figura 4. E no domínio do tempo, espera-se um sinal como o que é apresentado na Figura 5.

Figura 4 – Sinal ideal esperado no domínio da frequência.

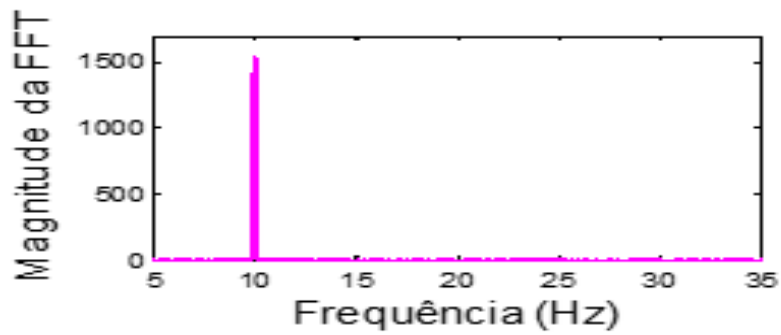
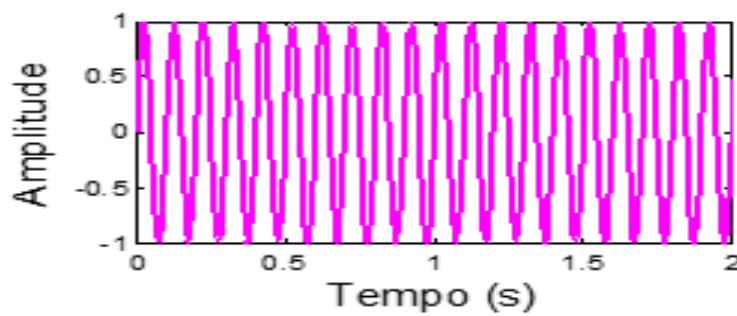


Figura 5 – Sinal ideal esperado no domínio do tempo.



Porém, devido às inúmeras interferências durante a aquisição, o comportamento dos sinais apresenta notáveis diferenças em relação ao esperado. Os sinais coletados de um indivíduo na frequência de 10 Hz para o eletrodo posicionado em Oz, foram plotados no domínio do tempo e no domínio da frequência, como é apresentado nas Figuras 6 e 7, respectivamente.

Figura 6 – Sinal EEG coletado sob estimulação visual em 10 Hz no domínio da frequência.

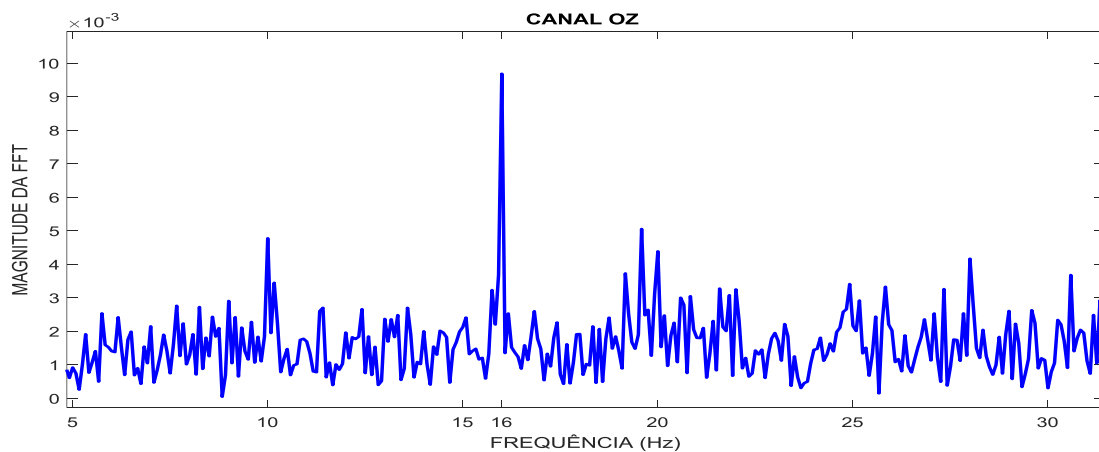
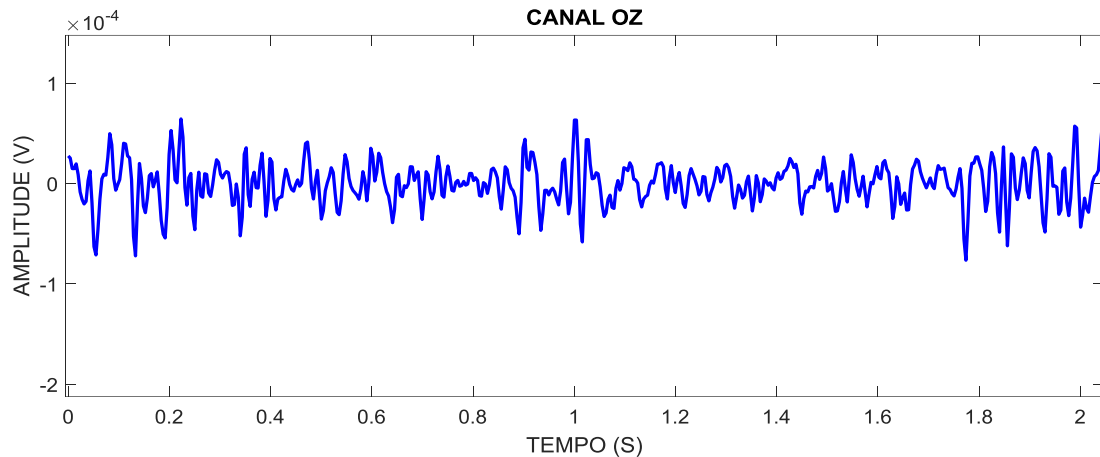


Figura 7 – Sinal EEG coletado sob estimulação visual em 10 Hz no domínio do tempo.



Comparando-se os sinais ideais apresentados nas Figuras 4 e 5 com os dados reais coletados (Figuras 6 e 7), pode-se observar que os sinais medidos pelo EEG apresentam uma oscilação temporal mais complexa, que reflete um conteúdo espectral diferenciado em relação ao modelo ideal. Isso se deve à presença de ruídos e de outros processos cerebrais captados pelos eletrodos, que podem ser interpretados como interferentes. Na Figura 6, pode-se observar um comportamento mais intenso em torno da frequência evocada em 10 Hz, além de um pico intenso em 16 Hz provindo de ruídos.

Os sinais coletados foram submetidos à filtragem CAR com a finalidade de atenuar os interferentes e melhorar a relação sinal/ruído. Os resultados para o estímulo visual na frequência de 10 Hz são apresentados nas Figuras 8 e 9. Pode-se observar no domínio da frequência que a amplitude do pico na frequência de 16 Hz foi atenuada e no domínio do tempo, nota-se uma maior periodicidade do sinal, assemelhando-se mais a uma senoide, e possuindo menos picos impulsivos.

Figura 8 – FFT do sinal filtrado por CAR para frequência de estimulação de 10 Hz.

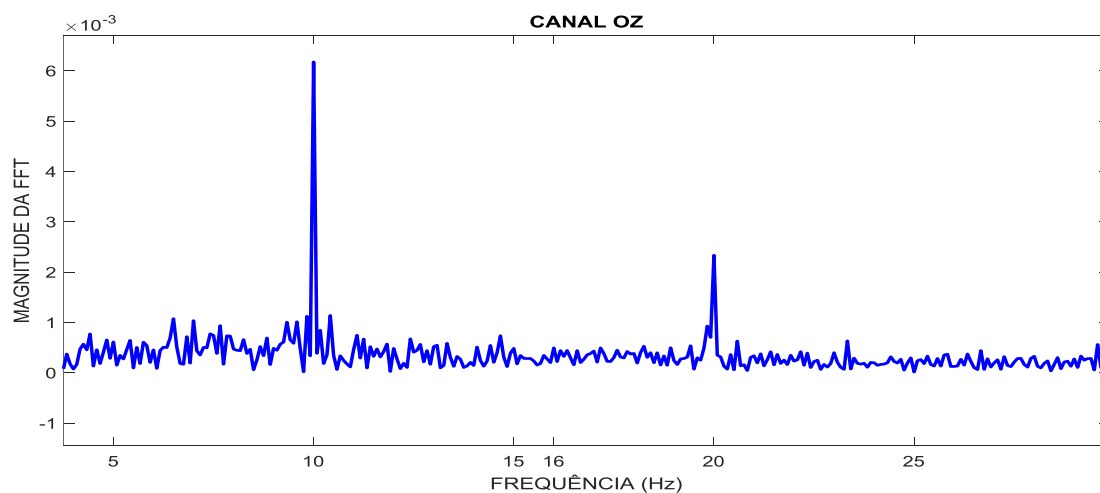
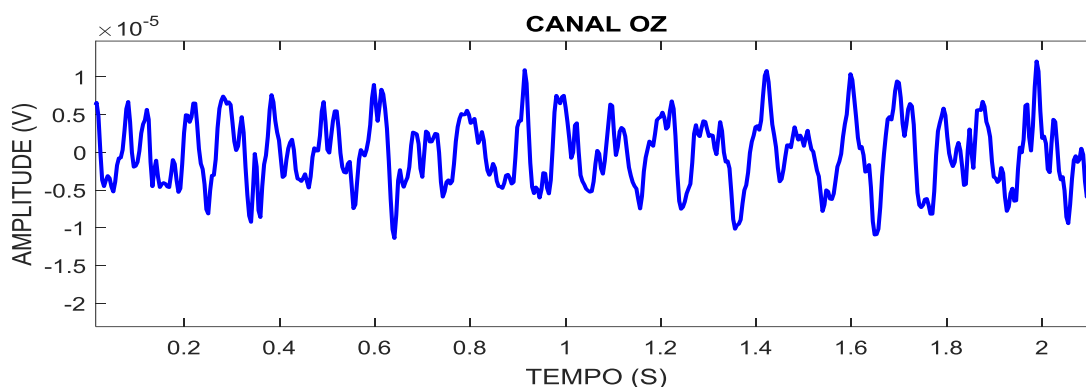


Figura 9 – Sinal filtrado por CAR no domínio do tempo.



Os sinais coletados no canal Oz para as frequências evocadas de 6 Hz, 12 Hz e 15 Hz também foram submetidos à filtragem CAR, com a finalidade de comprovar a eficácia do método. As Figuras 10, 11 e 12 apresentam o comportamento dos sinais coletados antes e a após serem filtrados.

Figura 10 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 6 Hz.

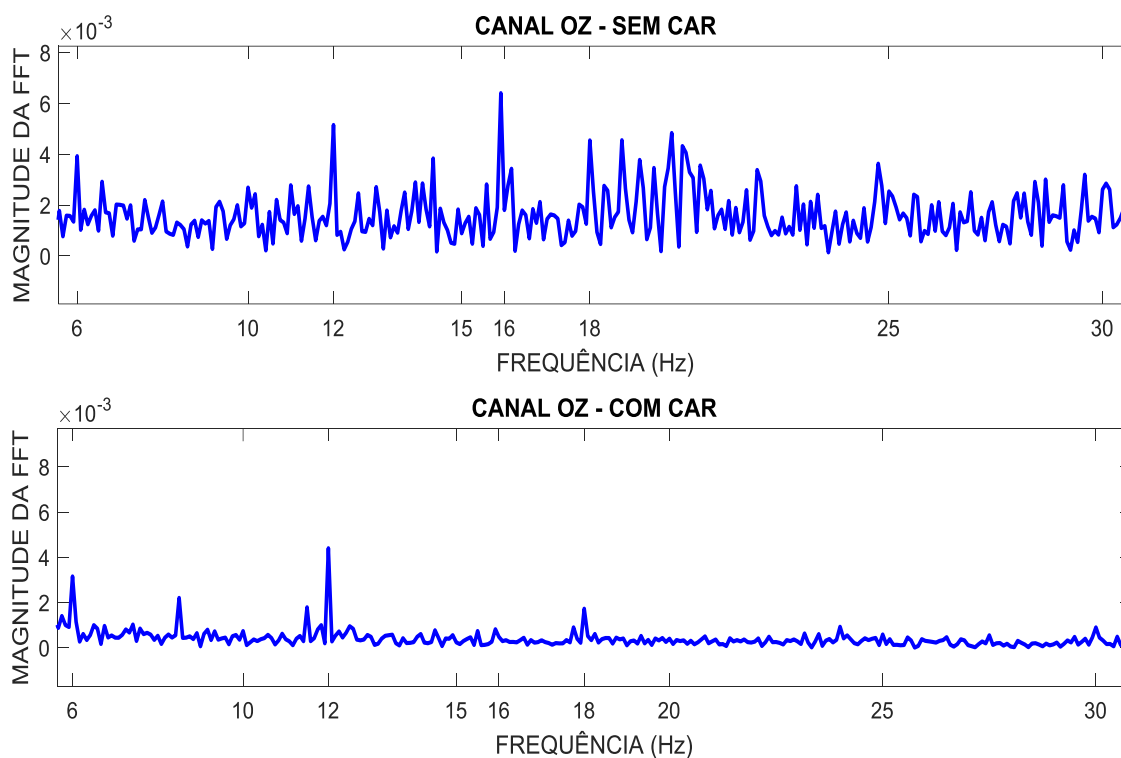


Figura 11 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 12 Hz.

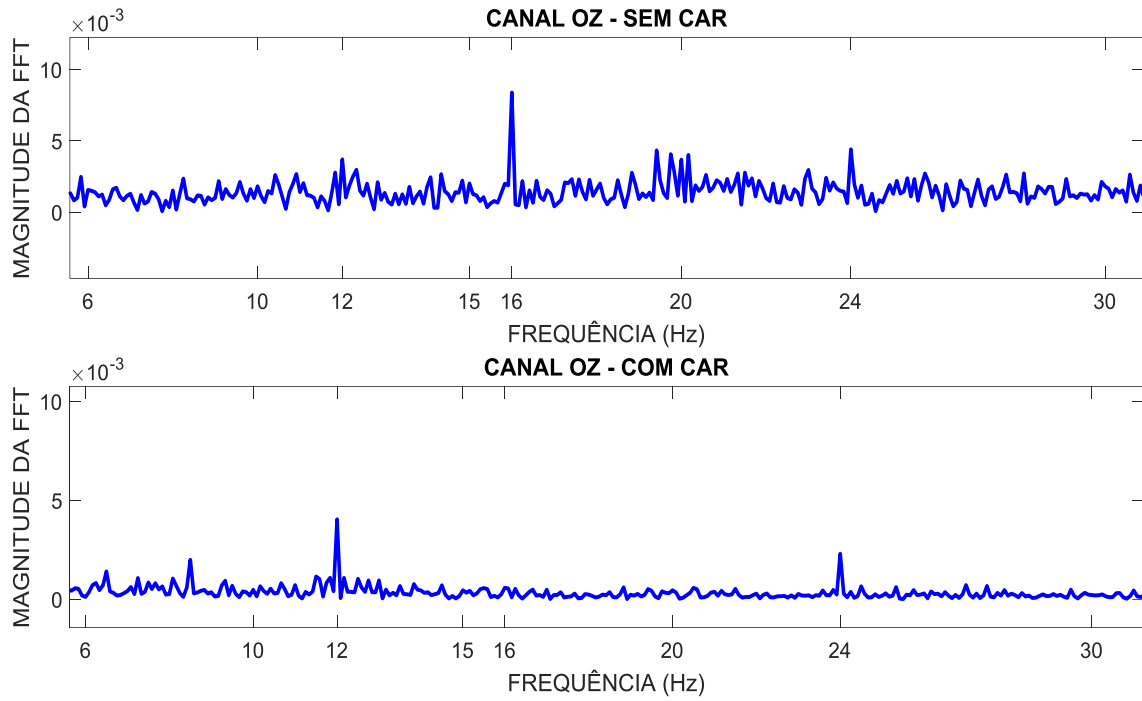
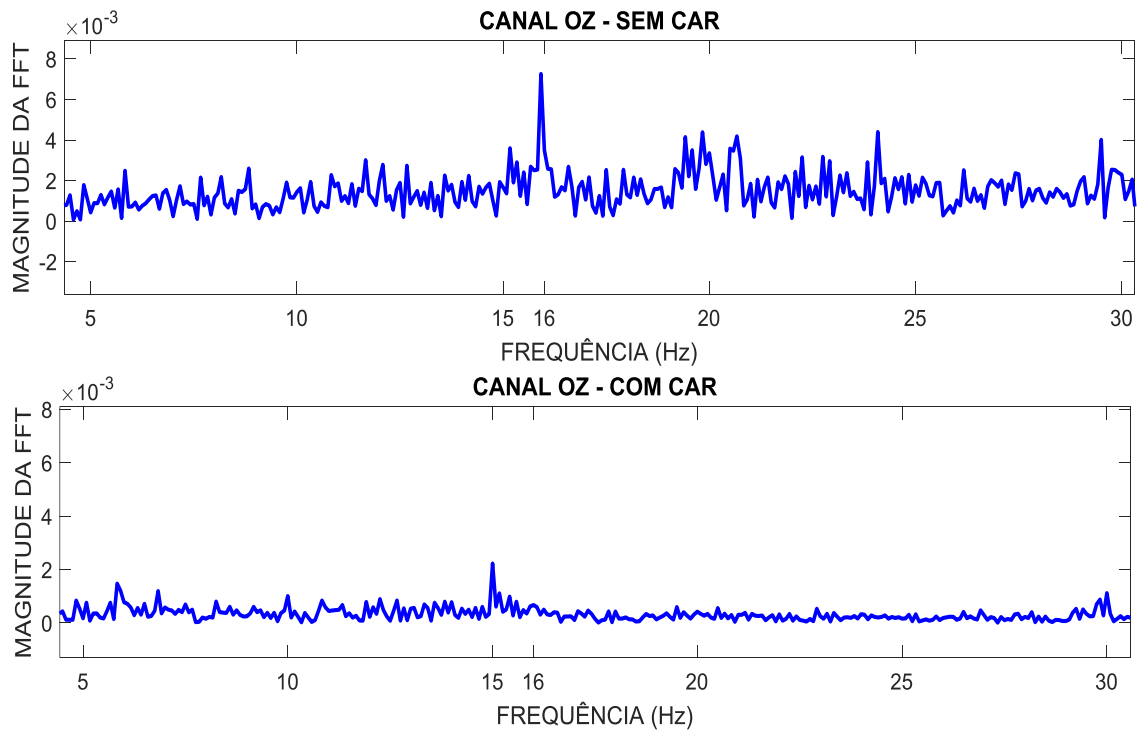


Figura 12 – Sinais antes e depois da filtragem para o estímulo visual em 15 Hz.



Após a filtragem é possível verificar que a densidade espectral de potência na frequência que se deseja observar e em suas harmônicas tornou-se mais evidente, quando comparada com o sinal antes da aplicação do método CAR. Nota-se que a filtragem CAR foi eficiente em retirar o ruído presente em torno de 16 Hz que aparecia nítido em todos os casos.

2.2 Extração de Características

Após concluídas as primeiras etapas que visam tratar os ruídos do sinal coletado, realiza-se a etapa de extração de atributos na qual são procuradas as características que descrevem informações do sinal. Diversas técnicas que realizam análises no domínio do tempo e/ou da frequência possibilitam esse processo. Neste trabalho optou-se por analisar as características espectrais, uma vez que o paradigma SSVEP emprega estímulos visuais em frequências bem determinadas, que acarretam em picos espectrais em posições definidas.

Ao aplicar a Transformada Rápida de Fourier (FFT, do inglês *Fast Fourier Transform*) nos sinais filtrados por CAR, pode-se identificar claramente que o conteúdo espectral é concentrado em torno da frequência do estímulo ao qual o indivíduo foi submetido. Isso fornece atributos que permitem discriminar entre os diferentes estímulos, porém, essa técnica simples só é eficiente quando o pré-processamento do sinal é bem realizado e o indivíduo possui uma boa resposta SSVEP [25].

Neste trabalho, empregou-se uma técnica de extração de características mais elaborada, que calcula a densidade de potência espectral (PSD, do inglês *Power Spectral Density*) através do método de Welch. Esse método divide o sinal de entrada em segmentos e realiza o cálculo dos periodogramas, que são estimativas da densidade espectral de potência do sinal. Em seguida é calculada a média desses resultados para se determinar a PSD [26]. A formulação matemática pode ser expressa por:

$$\hat{s}(\omega) = \frac{1}{KNU} \sum_{k=1}^K \left| \sum_{n=1}^k w(n)x(n+kD)\exp(-j\omega n) \right|^2 \quad (2)$$

em que o sinal é dividido em K segmentos de comprimento N e deslocado de D pontos. W é uma função de janela e U é uma constante dada por:

$$U = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |W(n)|^2 \quad (3)$$

Utilizou-se a função *'pwelch'* do Matlab para realizar a extração de características dos sinais cerebrais, considerando as faixas de frequências, de 5.8 a 6.2, 9.8 a 10.2, 11.8 a 12.2 e 14.8 a 15.2 Hz. Os dados foram segmentados em janelas de 3 s e 12 s de comprimento sem sobreposição.

PSDs para as faixas de 6 e 15 Hz são apresentados nas Figuras 13 e 14, nas quais pode-se observar que há uma maior energia em torno da frequência evocada.

Figura 13 – PSD quando o indivíduo estava exposto à estimulação visual em 6 Hz.

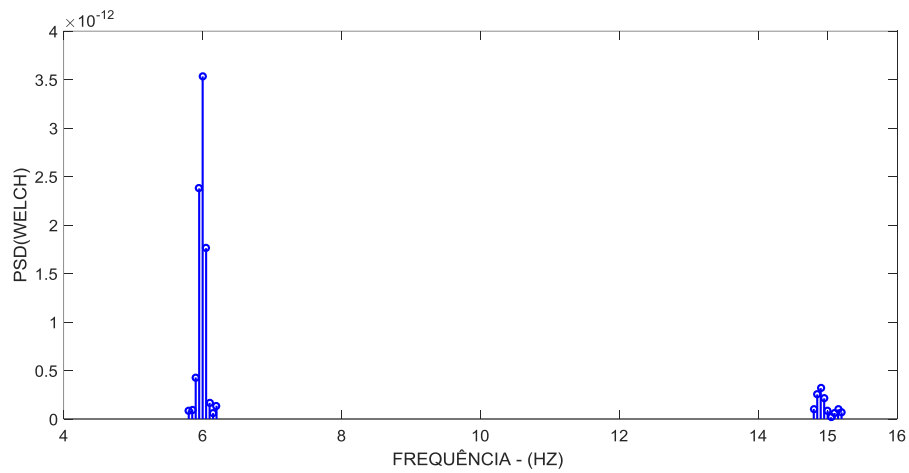
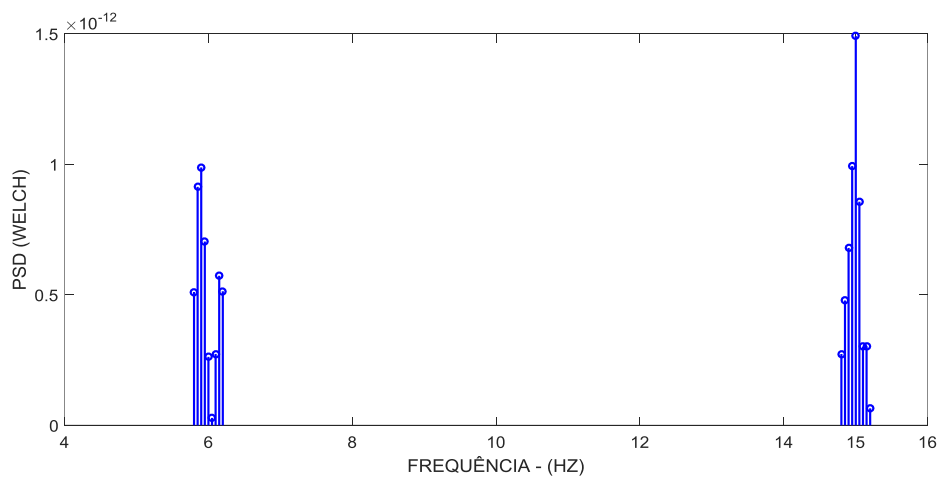


Figura 14 – PSD quando o indivíduo estava exposto à estimulação visual em 15 Hz.

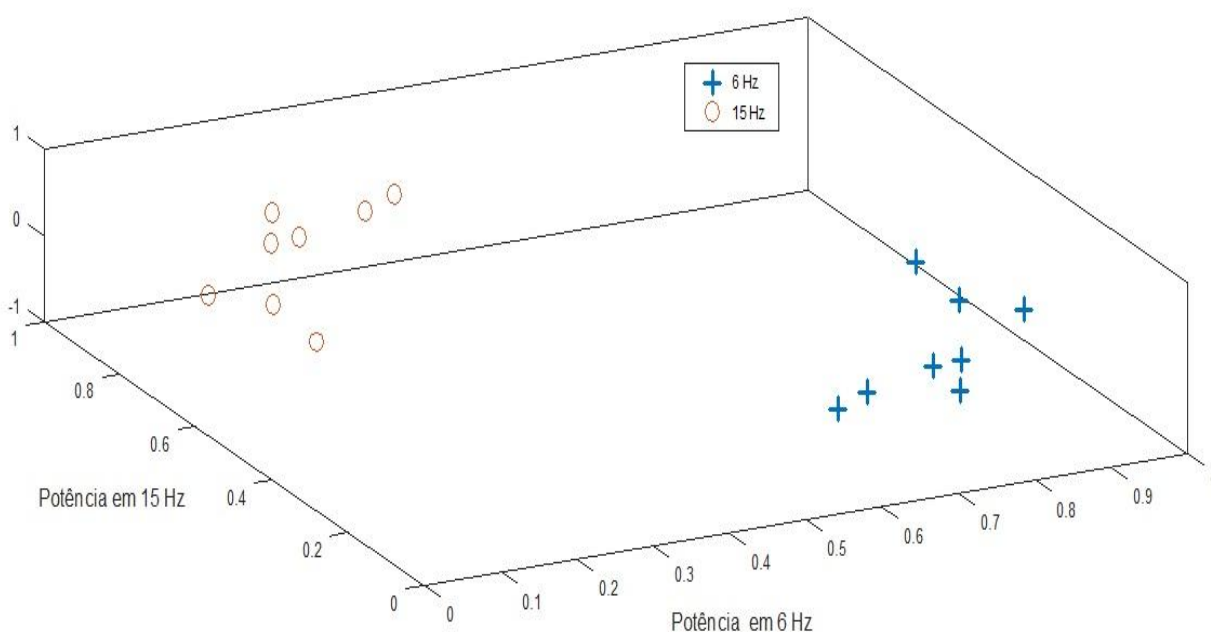


2.3 Classificação

A partir do processo de extração de características obtém-se a matriz de atributos, composta pelas PSDs calculadas para os sinais obtidos de todos os 16 eletrodos, para todas as frequências de estimulação (6, 10, 12 e 15 Hz) e em todas as coletas. A etapa de classificação deseja identificar o estímulo no qual o indivíduo manteve o foco, a partir do conjunto de atributos.

Foram selecionadas as características extraídas pelo método de Welch do canal O1 dos oito sinais de 12 s adquiridos nas frequências de 6 e 15 Hz com finalidade de representar graficamente o espaço amostral das mesmas. A Figura 15 apresenta as densidades espectrais de potência das frequências analisadas, e o gráfico foi rotacionado de forma a demonstrar que os conjuntos estão bem afastados um do outro no espaço de características, possibilitando assim uma melhor visualização.

Figura 15 – Espaço de características das classes 6 e 15 Hz.



Observa-se através dessa representação que as classes estão agrupadas de forma que podem ser linearmente separadas. Sendo assim empregou-se uma metodologia de classificação linear, com a finalidade de discriminar os atributos. Essa metodologia é atrativa devido a sua simplicidade computacional [26].

Para essa etapa da BCI foram implementados quatro classificadores lineares baseados no método dos mínimos quadrados, com o objetivo de determinar o melhor hiperplano que separa as classes de dados.

Em termos matemáticos, pode-se definir que a resposta de um classificador linear é dada pelo vetor \mathbf{Y} , definido como:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{w}^T \mathbf{X} \quad (4)$$

O termo \mathbf{w} é chamado vetor de pesos e sua função é definir os planos geométricos que separam as características analisadas. Para determinar o vetor \mathbf{w} utiliza-se uma técnica de treinamento do classificador descrita pela seguinte expressão:

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{R} \quad (5)$$

na qual \mathbf{R} é um vetor de rótulos (+1 e -1) e \mathbf{X} é a matriz contendo as características extraídas do sinal analisado. Após a solução da Equação (5), é possível encontrar o vetor de respostas \mathbf{Y} do classificador, ou seja, o classificador está implementado e é capaz de discriminar a classe à qual um sinal adquirido pelos sensores da BCI pertence. Considera-se que valores de \mathbf{Y} positivos pertencem a classe 1 e valores negativos pertencem a classe 2. Considerando as 4 classes, foram projetados 4 classificadores binários com saída pertence ou não pertence à classe. O resultado de classificação era dado pelo classificador que apresentasse maior pertinência a classe.

Para comprovar a eficiência do algoritmo implementado, considerou-se dois cenários de janelamento dos dados: 12 segundos e 3 segundos. Após esses dados passarem por todas as etapas anteriores, tem-se a chamada matriz de atributos, e na etapa de classificação como apresentado, os dados são separados e classificados de acordo com suas respectivas frequências.

Esse processo consiste em separar dois grupos de dados, um que serve para construir a matriz de treinamento e o outro que representa novos dados adquiridos ao utilizar a BCI, que é utilizado para validar o método. A princípio os sinais coletados nas sete primeiras tentativas foram utilizados para construir as matrizes de treinamento e de validação, e o algoritmo implementado escolhe de forma aleatória a partição do conjunto de dados utilizada para construir cada matriz. A oitava coleta foi utilizada para teste do sistema.

Variou-se o tamanho da partição, ou seja, quantos dados seriam usados para treinamento com a finalidade de analisar a quantidade de material necessária para se obter

uma resposta satisfatória do classificador. O algoritmo foi executado 100 vezes para cada proporção de tamanho entre as matrizes de treinamento e validação, sendo calculado a porcentagem de acerto do classificador para as frequências utilizadas 6, 10, 12 e 15 Hz. Os resultados são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Resultado da classificação para sete amostras de dados.

Quantidade de dados selecionados para treinamento (%)	Taxa de acerto da validação nas frequências analisadas (%)				Valor médio (%)
	6 Hz	10 Hz	12 Hz	15 Hz	
40	63,1	50,2	62,8	51,2	56,8
50	66,7	61,6	60,7	59,1	62,0
60	71,9	76,2	69,8	70,2	72,0
70	75,7	88,1	77,5	80,1	80,3
80	79,3	93,1	79,6	89,1	85,3
90	78,3	98,6	85,0	92,6	88,6

Os dados da oitava coleta permitiram construir uma matriz de teste, de forma a verificar a eficiência do algoritmo ao classificar dados que não haviam sido utilizados nas etapas anteriores. Novamente variou-se a porcentagem dos dados utilizados para construção da matriz de treinamento e os resultados são apresentados na Tabela 2.

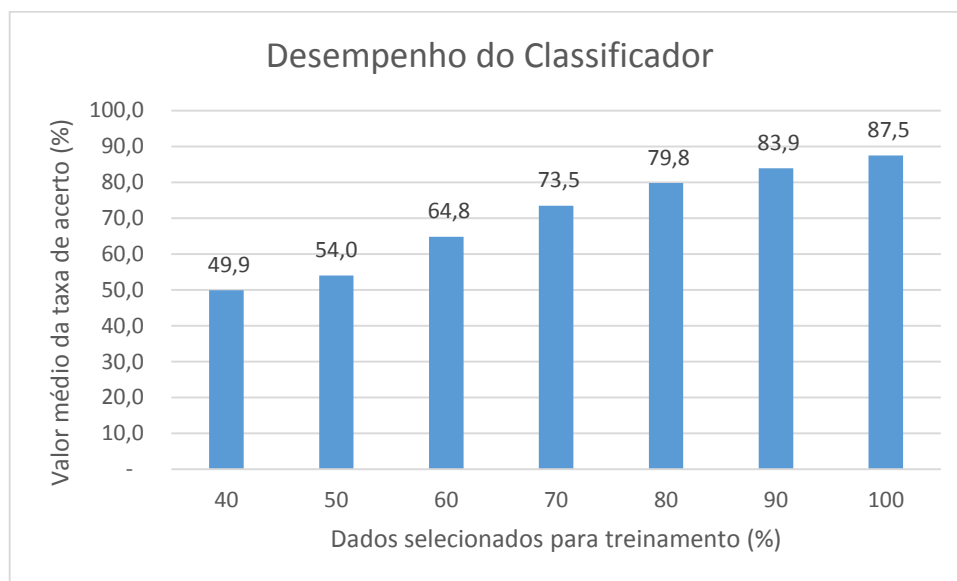
Tabela 2 – Desempenho do classificador com os dados de teste.

Quantidade de dados selecionados para treinamento (%)	Taxa de acerto do teste nas frequências analisadas (%)				Valor médio da taxa de acerto do teste (%)
	6 Hz	10 Hz	12 Hz	15 Hz	
40	57,5	29,7	59,5	52,8	49,8
50	57,0	32,0	64,0	63,2	54,0
60	71,2	51,0	65,0	72,0	64,8
70	75,0	62,0	78,5	78,5	73,5
80	84,2	67,2	89,0	78,7	79,7
90	94,0	64,7	98,7	78,2	83,9
100	100,0	75,0	100,0	75,0	87,5

Observa-se que houve uma ligeira redução nas porcentagens de acerto em comparação com os resultados da Tabela 1 e de acordo com o gráfico apresentado na Figura 16, que relaciona a taxa de acerto do classificador com a porcentagem de dados selecionados, o melhor desempenho ocorre quando 100% dos dados são utilizados para treinamento. Há também um desempenho satisfatório quando são selecionados 80% e

90% dos dados, pois nesses casos o classificador apresentou taxa de acerto superior a 80%.

Figura 16 – Gráfico para análise de desempenho do classificador.



Foi construída uma matriz de treinamento com 90% dos dados e utilizou-se a matriz de teste, feita com os dados da oitava coleta, para analisar os erros do classificador. A Tabela 3 mostra a porcentagem das frequências que ele apresenta como resposta nos casos em que ocorre erro de classificação. A maior taxa de erro ocorre na frequência de 10 Hz que é confundida com a 6 Hz em 35% dos casos simulados.

Tabela 3 – Erros de classificação.

Frequência analisada (Hz)	Frequências apresentadas como resposta nos casos de erro de classificação (Hz).			
	6	10	12	15
6	–	–	6%	–
10	35%	–	0,3%	–
12	1%	–	–	0,3%
15	0,2%	–	21,6%	–

3. Aplicação

Em consonância com a motivação deste trabalho, a aplicação proposta foi direcionada ao enfoque assistivo. De maneira a contribuir com as pesquisas de BCI-SSVEP em concomitância com o desenvolvimento de dispositivos que possam melhorar a qualidade de vida de pessoas que sofrem com alguma deficiência motora.

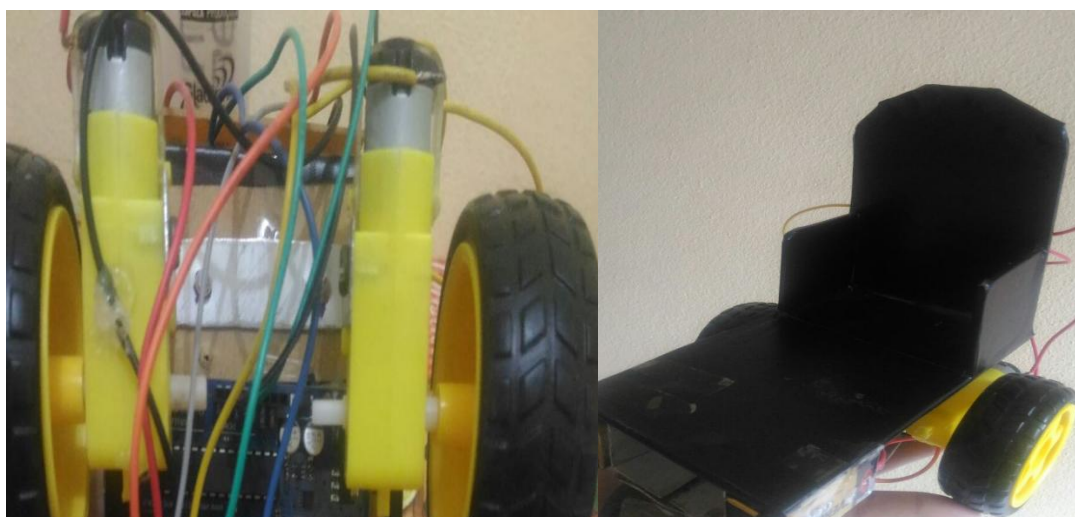
Depois de realizar todas as etapas de processamento de dados relacionados a um sistema BCI-SSVEP, objetivou-se integrar esse sistema a um protótipo de uma cadeira de rodas que é controlada a partir dos sinais providos da etapa de classificação da BCI.

Uma breve descrição sobre os principais componentes utilizados para construção do protótipo será apresentada a seguir.

3.1 Construção

A primeira etapa de construção do protótipo consistiu em confeccionar uma estrutura em madeira semelhante à uma cadeira de rodas. Nessa estrutura foram fixados um par de rodas de plástico, com pneus de borracha na parte de trás, e uma roda “boba” na parte da frente. Um par de motores DC (3–6V) com caixa de redução e eixo duplo foi acoplado as rodas, com a finalidade de fornecer o movimento. A estrutura construída é apresentada na Figura 17.

Figura 17 – Protótipo da cadeira de rodas.



Em seguida foi confeccionado o circuito elétrico para o acionamento dos motores DC, que é composto por duas pontes H e uma bateria de 9 V. O motor de corrente contínua é constituído de dois terminais elétricos, um positivo e outro negativo. O sentido que a corrente percorre nesses terminais é que determina a rotação do eixo do motor, ou seja, se a corrente elétrica percorre um sentido o motor gira em sentido horário, se a corrente mudar de sentido, o motor passa a girar em sentido anti-horário.

A ponte H funciona através de chaveamentos de componentes eletrônicos e com essa ação determina o sentido da corrente, a polaridade da tensão e a tensão, provindos de uma fonte contínua, em um dado sistema ou componente em que esteja sendo utilizada, nesse caso nos motores DC.

O projeto para as duas pontes H, uma para cada motor, é apresentado na Figura 18. Foi utilizada uma bateria de 9 volts para alimentar ambos os motores, por isso os circuitos foram interligados através das entradas positivas e negativas. O circuito foi confeccionado em uma única placa de fenolite e é apresentado na Figura 19.

Figura 18 – Circuito de acionamento dos motores DC da cadeira.

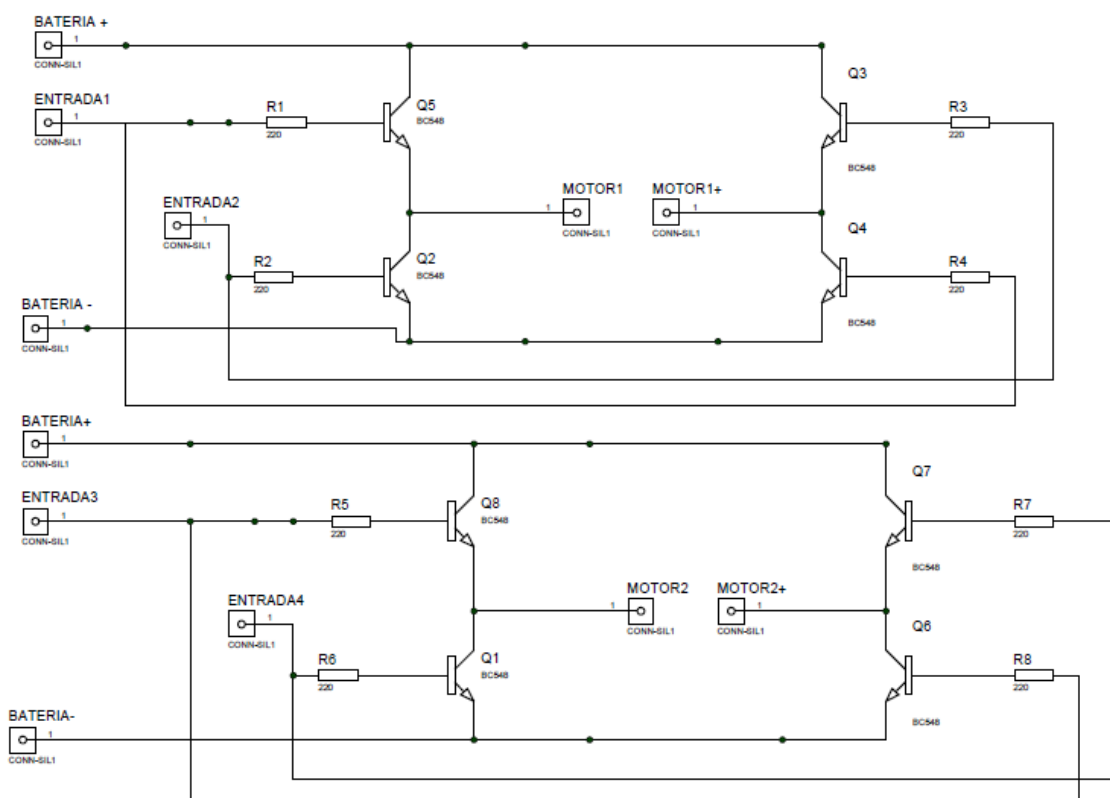
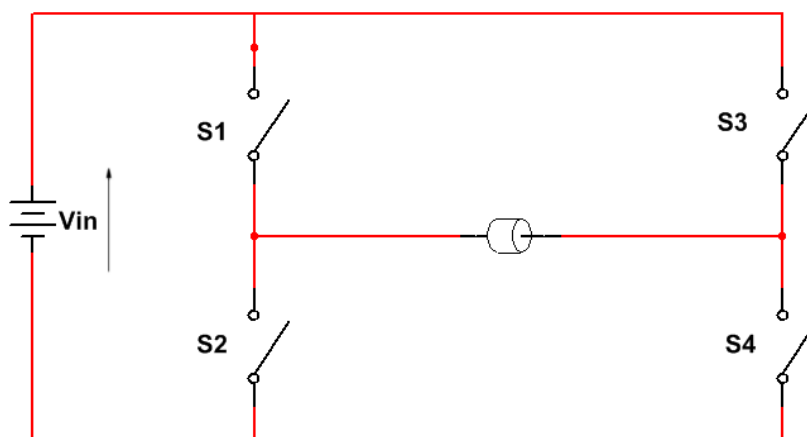


Figura 19 – Circuito das pontes H na placa de fenolite.



O circuito da ponte H construído é composto por quatro chaves eletrônicas posicionadas de modo a formar a letra “H”, sendo que cada chave se localiza num extremo e o motor no meio. O fluxo de corrente é alternado, conforme ocorre o fechamento dessas chaves. O diagrama da Figura 20 representa de forma geral o funcionamento da ponte H de acordo com o chaveamento dos componentes.

Figura 20 – Diagrama de funcionamento da ponte H.



A função da ponte H no circuito é acionar o motor DC fornecendo a corrente em seus terminais, e possibilitando assim dois sentidos de giro, de acordo com um sinal de comando provindo de um micro controlador. Acionando-se ao mesmo tempo as chaves

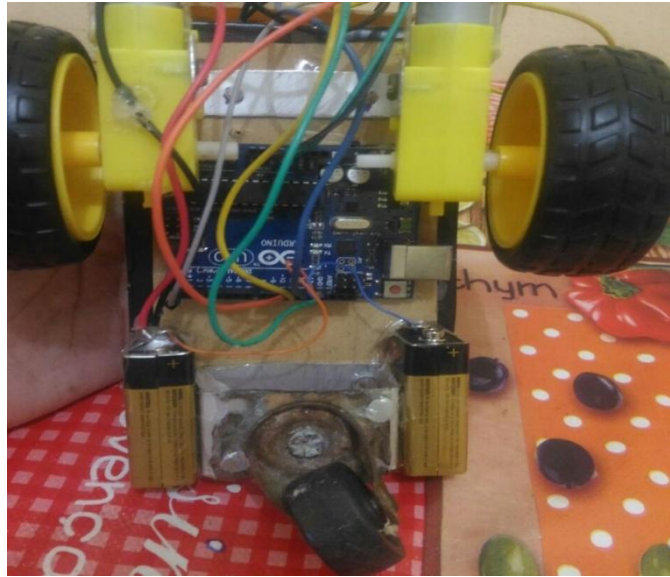
S1 e S4, o terminal direito do motor fica com uma tensão mais positiva que o esquerdo, fazendo com que a corrente flua da direita para a esquerda. Deste modo, o motor adquire um sentido de giro. Ao acionar simultaneamente as chaves S3 e S2, o terminal esquerdo do motor fica com uma tensão mais positiva que o direito, e a corrente flui da esquerda para a direita, invertendo assim o sentido de giro do motor. Caso sejam acionadas as chaves S1 e S3 ou S2 e S4 ao mesmo tempo, provoca-se um curto circuito nos terminais do motor, isso é necessário quando se deseja frear um motor já em movimento. Já as chaves S1 e S2 não podem ser fechadas simultaneamente, assim como as chaves S3 e S4, pois o fechamento em conjunto causaria um curto circuito na fonte de alimentação.

O sinal de comando para o acionamento da ponte H provém de um micro controlador e para essa aplicação utilizou-se o Arduino Uno. O Arduino é uma plataforma caracterizada como *Open-source*, ou seja, que possibilita a sua utilização e programação para diferentes finalidades a critério do usuário. E essa plataforma é baseada em hardware e software que pode ser destinado as áreas de automação e robótica [27]. Nela podem-se adicionar diversos tipos de componentes eletrônicos direcionados e programados para uma determinada atividade, permitindo assim, a criação de protótipos eletrônicos.

O Arduino é composto por um micro controlador baseado no Atmega328, e possui 14 pinos de entrada/saída digital, dos quais 6 podem ser usados como saídas PWM (*Pulse-Width Modulation*), 6 entradas analógicas, um cristal oscilador de 16 MHz, uma conexão USB, uma entrada de alimentação uma conexão ICSP (*In-Circuit Serial Programming*) e um botão de reset.

O Arduino foi adaptado na parte inferior da cadeira juntamente com o par de motores DC e com a bateria de 9 V. Suas respectivas entradas e saídas foram conectadas através de fios ao circuito das pontes H, fixado na parte de trás do encosto da cadeira. A alimentação do Arduino, bem como sua comunicação com o processador da BCI, é realizada através de sua entrada USB, como apresentado na Figura 21.

Figura 21 – Montagem do circuito na parte inferior da cadeira.

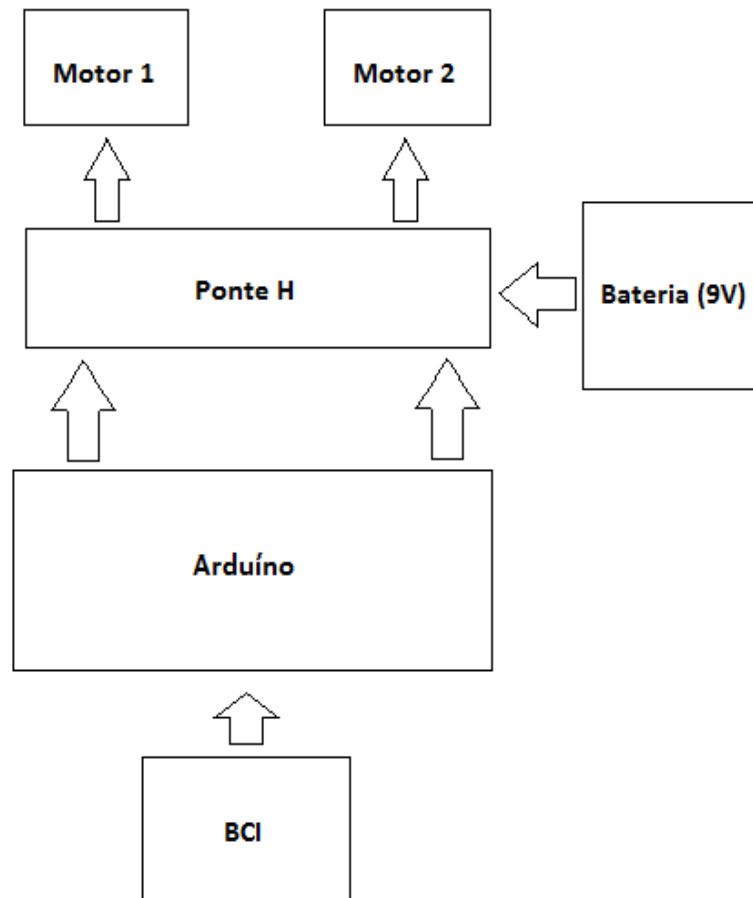


3.2 Funcionamento

De acordo com o que foi proposto para esse trabalho, realizou-se a integração da BCI com uma possível aplicação. As etapas da construção da BCI foram detalhadas nos capítulos anteriores, porém faz-se necessário comentar um pouco mais a respeito do funcionamento da BCI e do que é fornecido como resposta na etapa de classificação, para explicar o funcionamento do protótipo.

A BCI foi implementada em ambiente Matlab e os dados utilizados simulam dados adquiridos durante uma utilização em tempo real. Os dados são respostas dos estímulos visuais aos quais os usuários estão submetidos, e após passarem por todo o processamento, são classificados em suas respectivas frequências de estímulo. O princípio de funcionamento consiste em associar cada resposta do classificador a um comando específico da cadeira de rodas. A Figura 22 representa na forma de diagramas de blocos, como as partes do projeto estão interligadas.

Figura 22 – Diagrama de blocos do funcionamento do sistema.



Após todas as etapas de processamento do sinal utilizado, a BCI fornece em sua última etapa, como a saída do classificador, uma sequência de números inteiros que variam de 1 a 4, os quais correspondem às frequências de 6, 10, 12 e 15 Hz, respectivamente. O algoritmo implementado no Matlab estabelece a comunicação serial com o Arduino e fornece os comandos a serem executados, conforme é apresentado na Tabela 2. Cada um dos quatro comandos está associado a uma saída digital do Arduino que recebe nível lógico alto por um tempo pré-determinado, ativando assim a entrada da ponte H a qual está conectada.

Tabela 4 – Saídas do classificador e comandos associados.

Saída do Classificador	Frequência Associada (Hz)	Comando
1	6	Ir para frente
2	10	Virar para esquerda
3	12	Virar para direita
4	15	Ir para trás

Quando a saída do classificador apresenta o valor 1, a saída do Arduino associada a esse valor, ativa a entrada 1 da ponte H representada na Figura 18. O chaveamento ocorre então de forma que os dois motores sejam ativados e girem para frente. O mesmo processo ocorre para as demais saídas do classificador, sendo que quando a entrada 2 da ponte H é ativada, apenas o motor direito gira para frente, fazendo com que a cadeira vire para a esquerda. Quando a entrada 3 é ativada apenas o motor esquerdo é ativado, fazendo com que a cadeira vire para a direita. E por fim ao ativar a entrada 4 da ponte H, os dois motores são ativados de forma que a cadeira se movimenta para trás.

O protótipo apresentou um bom funcionamento e os erros ocorridos quanto aos comandos executados foram causados por falhas no classificador, ao identificar o comando desejado.

4. Conclusão

O estudo das atividades cerebrais associado ao desenvolvimento tecnológico permitiu o desenvolvimento das BCIs, que são um conjunto de etapas que realizam a tradução de sinais cerebrais em ações de controle.

Ao longo deste trabalho foram apresentadas as fundamentações teóricas sobre sistemas BCI através de uma contextualização que abrangeu desde os primeiros estudos envolvendo sinais cerebrais, até alguns dos recentes trabalhos científicos envolvendo aplicações de BCIs. Foi dado um enfoque nas BCIs-SSVEP, pois esta foi a abordagem implementada.

Os dados utilizados para a implementação da BCI foram coletados através de EEG, um método não invasivo, que obtém os sinais através eletrodos posicionados no escalpo do usuário e utilizou-se o software Matlab para implementar as etapas do processamento digital dos sinais cerebrais coletados.

Para o pré-processamento foi aplicado o método de filtragem CAR para melhorar a relação sinal/ruído da base de dados. Em seguida, na etapa de extração de atributos, empregou-se uma técnica de extração de características baseada no cálculo da densidade espectral de potência (PSD) através do método de Welch. Essa técnica permitiu observar os picos de potência em torno das frequências da estimulação visual aplicadas.

A partir de uma matriz de atributos gerada na etapa de extração de características, foi construído o classificador que permitiu identificar o estímulo no qual o indivíduo manteve o foco, separando os sinais analisados em classes distintas.

Por fim, foi construído um protótipo de uma cadeira de rodas que utiliza a resposta do classificador, para executar ações de comando, através de uma integração entre Arduíno e Matlab. A aplicação apresentou um desempenho satisfatório, porém sua eficiência está diretamente relacionada à acurácia do classificador.

Em trabalhos futuros, pode-se melhorar o que foi desenvolvido tanto na parte do processamento dos sinais, quanto na integração entre a BCI e a aplicação. Uma sugestão seria substituir a comunicação serial entre Arduíno e Matlab por uma comunicação não cabeada, que possibilitaria uma maior autonomia no movimento do protótipo.

5. Referências

- [1] WOLPAW, J. R. et al., "Brain-computer Interfaces for communication and control," *Clinical neurophysiology*, vol. 113, p. 767–791, 2002.
- [2] MILLÁN, J. D. R. et al., "Combining Brain-Computer Interfaces and Assistive Technologies: State-of-the-Art and Challenges," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 4, pp. 1-15, 07 Setembro 2010.
- [3] GRAIMANN, B. et al., "Brain-computer interfaces: A gentle introduction.," in *Brain-Computer Interfaces*, Springer, 2010, p. 1–27.
- [4] ALLISON, B. Z. et al., "Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention.," *Journal of Neural Engineering*, vol. 7, no. 2, 2010.
- [5] POPESCU, F. et al., "Single Trial Classification of Motor Imagination Using 6 Dry EEG Electrodes.," *PLOS ONE*, vol. 2, pp. 1 - 5, 2007.
- [6] ALONSO, L. F. N.; GIL, J. G., "Brain Computer Interfaces, a Review.," *Sensors Open Access Journal*, no. 12, pp. 1211-1279, 2012.
- [7] PFURTSCHELLER, G.; NEUPER, C., "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123 - 1134, 2001.
- [8] WU, Zheng-Hua; YAO, De-Zhong, "A Study on SSVEP- Based BCI," *Journal of Electronic Science and Technology of China*, vol. 7, no. 1, 2009.
- [9] ALLISON, B.; PINEDA, J., "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- 40, 2006.
- [10] MOLINA, Gary-Garcia; ZHU, Danhua, "Optimal Spatial Filtering for the Steady State Visual Evoked Potential: BCI application," in *5th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering Cancun*, Mexico, 2011.
- [11] ZHU, D. et al., "A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs," *Computational Intelligence and Neuroscience*, pp. 1-12, 2010.
- [12] J. J. VIDAL, "Real-time detection of brain events in EEG," *Proceedings of the IEEE*, vol. 65, no. 5, p. 633–641, 1977.

- [13] WOLPAW, J. R. et al., "Brain-Computer Interface Technology: A Review of the First International Meeting," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, June 2000.
- [14] MARCHETTI, M. et al., "Spatial Attention Orienting to Improve the Efficacy of a Brain-Computer Interface for Communication," *Proc. CHIItaly'11*, pp. 114-117, 2011.
- [15] GERGONDET, P. et al., "Using Brain-Computer Interface to Steer a Humanoid Robot.," in *Proc. ROBIO'11*, 2011.
- [16] WANG, Y. et al., "A Cell-Phone-Based Brain-Computer Interface for Communication in Daily Life.," *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, n° 2, pp. 233 - 240, 2011.
- [17] B. A. HASAN and J. Q. GAN, "Hangman BCI: Na Unsupervised Adaptive Self-Paced Brain-Computer Interface for Playing Games.," *Computers in Biology and Medicine*, pp. 598- 606, 2012.
- [18] JANIS, J. D.; JANE, E. H., "Brain-Computer Interface: Current and Emerging Rehabilitation Applications.," *Arch Phys Med Rehabil*, p. S1-S7, 2015.
- [19] SHIH, J. J. et al., "Brain-Computer Interfaces in Medicine," *Foundation for Medical Education and Research*, pp. 268-279, 2012.
- [20] LEBEDEV, M. A. et al., "Brain-machine interfaces: past, present and future," *trends neuroscience*, 2006.
- [21] JESUS JUNIOR , B.J.;SENA,M.L.R.;LEITE,H.M.;COSTA,T.B.;HORNUNG,H.; ARANTES,D.S.;ATTUX,R.; LEITE,S.N., "Análise do Potencial Evocado Visualmente em Sinais Cerebrais para Implementação de BCIs.," em *Brazilian Technology Symposium, BTSym'16.*, Campinas, 2016.
- [22] CARVALHO, S. N. et al., "Comparative analysis of strategies for feature extraction and classification in SSVEP BCIs.," *Biomedical Signal Processing and Control*, pp. 34 - 42, 2015.
- [23] H. H. JASPER, "The 10/20 international electrode system," em *EEG and Clinical Neurophysiology*, 1958, pp. 371-375.
- [24] FRIMAN, O.; VOLOSYAK, A., "Multiple channel detection of steady-state visual.," *IEEE Trans. Biomed.Eng.*, p. 742-750, 2007.

- [25] GURGER, C.et al.; “How many people could use an SSVEP BCI?” *Frontiers in neuroscience*, vol. 6, p. 169, 2012.
- [26] THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K.;, “Linear Classifiers,” em *Pattern Recognition*, Elsevier, 2008, pp. 1 - 949.
- [27] J. SILVA, M. MELO, R. CAMILO, A. GALINDO e E. VIANA, “Plataforma Arduino integrado ao PLX-DAQ: Análise e aprimoramento de sensores com ênfase no LM35.,” *XIV Escola Regional de Computação Bahia, Alagoas e Sergipe (ERBASE)*, 2014.