

# INTERFACE CÉREBRO-COMPUTADOR PARA PREDIÇÃO DE MOVIMENTOS DA MÃO POR ELETROENCEFALOGRAMA

Luiz Renato Rodrigues Carneiro, Sofia Leal Ferreira, Nathalya Silva de Abreu,  
Alcimar Barbosa Soares

Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Brasil  
e-mails: [luiz.renato@ufu.br](mailto:luiz.renato@ufu.br), [nathalyasabreu@ufu.br](mailto:nathalyasabreu@ufu.br),  
[sofia@ufu.br](mailto:sofia@ufu.br), [alcimar@ufu.br](mailto:alcimar@ufu.br)

**Resumo:** Este artigo trata-se de um projeto realizado na disciplina de Instrumentação Biomédica 1, ofertada pelo curso de Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia. O objetivo do projeto se deu a partir da criação de uma interface cérebro-computador (BCI), que usa da leitura e interpretação de sinais eletroencefalográficos para analisar a intenção de movimento das mãos de uma pessoa que sofreu uma lesão medular cervical. Um indivíduo que sofreu essa lesão possui grandes dificuldades em realizar movimentos simples sozinho, como por exemplo, para beber algo ou comer. A ideia do projeto surgiu com o intuito de garantir uma maior qualidade de vida para essas pessoas. Os sinais gerados no córtex motor primário, que se deram a partir do pensamento do indivíduo em movimentar a mão direita ou a mão esquerda, foram captados por um eletroencefalógrafo (EEG). E através de uma técnica de *Machine Learning*, esses sinais foram classificados para mostrar qual mão o usuário teve a intenção de movimentar. Através dessa ideia, é possível fazer o controle de uma prótese, órtese ou exoesqueleto. Foi realizado o desenvolvimento de um software e de um hardware para o funcionamento deste projeto, que serão melhor detalhados no decorrer deste artigo.

**Palavras-chave:** Interface cérebro-computador; Eletroencefalografia; Lesão medular cervical; *Machine Learning*.

## Introdução

Indivíduos que sofrem uma lesão medular cervical, ou seja, uma lesão na coluna espinhal entre as vértebras C1 e C7, perdem o movimento total ou parcial dos membros superiores. Porém, caso aconteça uma lesão entre as vértebras C1 e C3, os indivíduos que sobreviverem, precisam de uma assistência ventilatória para respirar, a fala é bem limitada e os movimentos da cabeça e do pescoço também. Essa lesão resulta em perda de tecido, incluindo tratos de fibras mielinizadas que carregam informações motoras e sensoriais [1].

Essas pessoas lidam com uma dificuldade diária para realização de tarefas do cotidiano sem nenhuma ajuda de terceiros, como por exemplo, para comer, beber, escrever, manusear dispositivos eletrônicos, segurar algo, entre várias outras atividades simples que precisam do movimento das mãos.

No Brasil, estima-se que existam 40 novos casos por ano em 1 milhão de habitantes, de lesão na medula espinhal, ou seja, cerca de 6 a 8 mil novos casos por ano. Dentro desses, estima-se que 80% das vítimas são homens e 20% são mulheres. Nesse grupo de pessoas, 60% delas se encontram em uma faixa etária entre os 10 e 30 anos de idade [2].

Assim, tecnologias assistivas, próteses, órteses, exoesqueletos e outros estão sendo cada vez mais usados para auxílio e aumento da qualidade de vida daqueles que possuem algum tipo de lesão medular. O controle dessas tecnologias, geralmente, é realizado a partir da leitura e da interpretação de dados captados por eletromiografia, eletroencefalografia, eletroretinografia [3-4]. Com isso, é possível implementar uma interface cérebro computador para auxiliar essas pessoas.

A partir dessas informações, o objetivo deste projeto consistiu na criação de uma interface cérebro-computador, desde o hardware até o software, que permitirá através da leitura e interpretação de sinais eletroencefalográficos que foram captados através de três canais, mostrar qual foi a intenção do usuário, movimentar a mão direita ou a mão esquerda.

## Desenvolvimento do Projeto

### Fisiologia do EEG

Para compreender melhor esse projeto é necessário compreender melhor a fisiologia por trás desse sinal. Esses sinais eletroencefalográficos são gráficos gerados e captados pelo equipamento de eletroencefalografia, dos quais irão nos mostrar um registro neurofisiológico da atividade elétrica no encéfalo. Esses sinais são captados através de eletrodos que foram localizados no couro cabeludo do indivíduo conforme mostra a Figura 1. Foram utilizados três canais monopares, localizados em CZ, C3 e C4. Os sinais captados desses canais serão comparados a um quarto eletrodo, chamado FZ. Existe também o eletrodo de referência que pode estar tanto na posição A1 quanto na posição A2, totalizando então cinco eletrodos que foram usados para a realização da captura de sinais pelo eletroencefalógrafo.

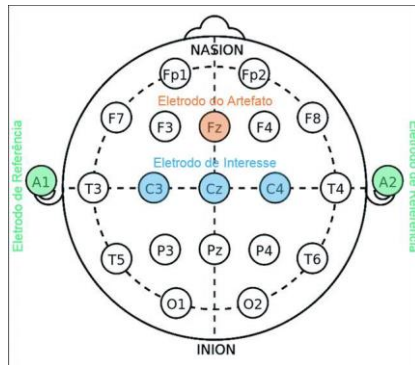


Figura 1 - Localização dos eletrodos.

O eletroencefalógrafo (EEG) é o equipamento que registra sinais da atividade elétrica do encéfalo de uma pessoa, captados a partir de eletrodos dispostos corretamente sobre o couro cabeludo. Esses sinais são provenientes de correntes elétricas da atividade do córtex cerebral, o EEG grava os potenciais elétricos, que é sua amplitude, e nesse caso em específico ela é medida em microvolts. Esse equipamento é utilizado no domínio da medicina, com a finalidade de detectar patologias no cérebro, como, por exemplo, distúrbios do sono, epilepsia, entre outros [3].

Dentro desse córtex cerebral, existem quatro áreas motoras nele, uma delas é a área motora cingulada, outra é a área motora suplementar, existe também a área pré-motora e a área motora primária. A principal área usada neste projeto, será a área motora primária, e ela fica no giro pré-central do lobo frontal do cérebro, pois essa área está associada aos comandos de movimentos voluntários, ou seja, quando se tem a intenção de realizar o movimento.

A área do córtex motor primário segue uma organização topográfica ordenada, que também pode ser chamada de somatotopia. Com isso, partes adjacentes do corpo tendem a serem controladas por regiões adjacentes da área motora primária (M1). E esse mapa somatotópico foi representado por meio da caricatura do “homúnculo”, como mostra na Figura 2. As regiões com maiores representações corticais são as destinadas para as partes do corpo que possuem maior variabilidade de movimentos finos e com maior precisão, por isso, a mão e as regiões periorais possuem uma representação maior dentro da M1 [1-4].

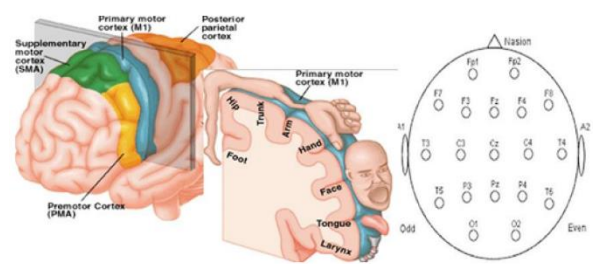


Figura 2: Representação da localização do córtex motor primário, do mapa somatotópico e do posicionamento dos eletrodos. [5]

Os eletrodos de interesse ficam posicionados no lado oposto do hemisfério do cérebro, pois o hemisfério direito controla os membros do lado esquerdo e o hemisfério esquerdo controla os membros do lado direito. Isso se dá pela decussação que acontece no trato piramidal e isso se refere ao cruzamento oblíquo de fibras nervosas no plano mediano do sistema nervoso central [4].

Como o trabalho foi feito usando EEG, logo é necessário entender os padrões de sinais que podem ser captados por ele. Esse sinal consiste em flutuações de potencial espontâneas que, também, aparecem sem uma entrada sensorial. Ele aparenta ser um sinal estocástico, mas também é composto de ritmos quasi-sinusoidal. O alcance de amplitudes é na ordem de microvolts, quando registrado de eletrodos direto do couro cabeludo. O sinal EEG consiste em uma faixa de frequência clínica relevante de 0,5 a 50 Hz. O intervalo de frequência de um EEG é dividido em bandas de frequências. Conforme ilustrado na Tabela 1.

Tabela 1: Amplitude e frequências das componentes do EEG [5]

Bands	Frequências (Hz)	Amplitude ( $\mu V$ )
Delta ( $\delta$ )	0–4	20–100
Theta ( $\theta$ )	4–8	10
Alpha ( $\alpha$ )	8–13	2–100
Beta ( $\beta$ )	13–22	5–10
Gamma ( $\gamma$ )	> 30	-

## Interface Cérebro Computador

A BCI é uma tecnologia que tem por finalidade conectar o cérebro humano a computadores ou dispositivos eletrônicos, e uma das maneiras de fazer isso é utilizando o sinal EEG.

Existe uma sequência de etapas a serem realizadas para fazer essa interface cérebro computador, entre elas temos a aquisição do sinal, o processamento do sinal (pré-processamento, extração de características e classificação), e a aplicação do resultado da saída que pode ser tanto uma representação gráfica quanto um comando de um sistema mecânico [6].

Cada uma dessas etapas está ilustrada na Figura 3 e serão melhor detalhadas nos tópicos a seguir. Em que a aquisição do sinal e o pré-processamento estarão presente na parte de hardware e de software, e as demais etapas estarão apenas a nível de software.

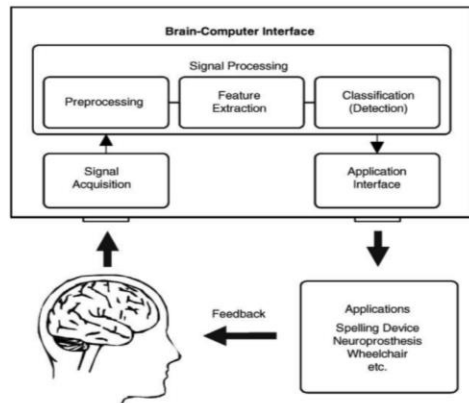


Figura 3: Etapas de uma interface cérebro computador [7].

Assim, foi desenvolvido o hardware para coletar o sinal de EEG e realizar o tratamento analógico do mesmo, do qual consiste, em uma fonte de alimentação do circuito eletrônico, reguladores de tensão, amplificadores operacionais, filtros e amplificadores. Também foi desenvolvido o software, que terá a finalidade de se comunicar diretamente com o hardware, de forma a apresentar uma resposta da intenção de movimento de uma das mãos do usuário, através de técnicas de *Machine Learning*.

Essas técnicas consistem em utilizar características de várias classes e aprender seus padrões para diferenciá-las. Neste projeto, as classes que foram utilizadas, foram o movimento da mão esquerda e da mão direita. Os algoritmos são baseados em aprendizado supervisionado, ou seja, trabalham em cima de um banco de dados previamente rotulados para fazer o ajuste dos parâmetros de uma função que será capaz de prever dados não rotulados.

## Hardware

A fase inicial do projeto consiste na aquisição dos sinais. A aquisição de sinais baseia-se na captura, amplificação, filtragem e conversão dos sinais provenientes das ondas encefálicas para que os mesmos possam ser processados e interpretados pelo software, para isso, foi desenvolvido um EEG monopolar de três canais utilizando o software EasyEDA para elaboração do esquemático e da placa de circuito impresso. Para melhor visualização e compreensão, nas próximas sessões serão tratados apenas um canal.

## Fonte de Alimentação

O eletroencefalograma para essa aplicação deve ser “portátil”, portanto, para alimentar o circuito do hardware, uma bateria foi escolhida como fonte de alimentação. A bateria terá 9 V de tensão e 2800 mAh de capacidade de armazenamento de energia.

Porém, neste circuito atuará com uma tensão de 5V para alimentar os demais componentes, portanto, será necessário regular a tensão de entrada da bateria além de torná-la mais estável. O polo positivo da bateria foi conectado diretamente no regulador de tensão linear CJ78L05 [8], na saída deste CI, será verificada uma tensão de 5V.

Para obter a tensão de referência de 2.5 V, que permitirá a alimentação do AO sem fonte simétrica além do sinal chegar no conversor AD apenas com valores positivo, um divisor de tensão resistivo construído com dois resistores de 10 kΩ foi implementado. Assim, na entrada são encontrados 5 V e na saída 2.5 V. O divisor de tensão garante a polarização do Amplificador Operacional (AO) com precisão no *offset* e menor dissipação de potência, já que permite o uso de resistores com valores maiores. Além disso, ele se mantém estável devido à baixa corrente consumida pela entrada do AO.

Este AO opera como um seguidor de tensão, ou seja, a entrada positiva do amplificador e a saída do mesmo são alimentadas diretamente pelo regulador de tensão. A saída deste AO será ligada diretamente à saída da placa principal.

O regulador de tensão escolhido foi o CJ78L05 [8]. Este regulador apresenta baixo erro de regulação (200 mV), e baixa corrente de saída (0.1 mA). Por ele ser um regulador de tensão linear, ele não possui uma boa eficiência, dissipando 0.6 W a 25° C. Porém, como se tratam de valores baixos de corrente e tensão, a dissipação de potência não chega a ser um problema.

- Regulação em 5 V ( $\pm 200$  mV);
- Corrente Máxima de Saída: 0.1 mA;
- *Dropout voltage*: 1.7 V.

Para padronização dos componentes da placa, o MCP601 [9] produzido pela Microchip foi o AO escolhido para a fonte. Pois possui baixa corrente de polarização e alta impedância em modo comum além dele ser *rail-to-rail* (a tensão na saída alcança o mesmo nível que as tensões de alimentação). Abaixo, encontra-se algumas características deste CI:

- Tensão de *Offset* =  $\pm 0,7$  mV;
- Corrente de *BIAS* = 1 pA;
- CMRR (Rejeição em Modo Comum) = 90 dB;
- Impedância de Entrada = 10 TΩ.

A Figura 4 demonstra o esquemático de montagem da fonte de alimentação.

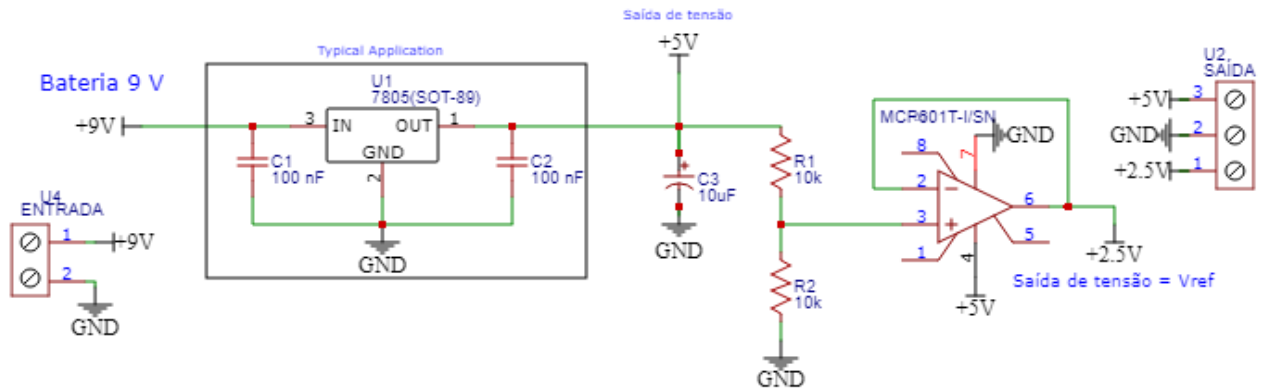


Figura 4: Esquemático da Fonte de Alimentação.

Na Figura 4 é possível visualizar dois capacitores no regulador de tensão CJ78L05 [8]. São capacitores *bypass*, que são recomendados para uma aplicação típica deste circuito integrado em uma regulação DC/DC. Eles são necessários para reduzir qualquer ruído causado pela regulação do circuito integrado. Os valores de 100 nF são recomendados no próprio *datasheet*.

Na saída do mesmo CI, foi colocado um capacitor de desacoplamento, cujo objetivo é garantir que não exista queda de tensão contínua da fonte e que em caso de chaveamento da fonte esta consiga fornecer a corrente necessária para o circuito que alimente o circuito principal.

Foi elaborado o projeto de circuito impresso da fonte (Figura 5) e foi possível visualizar a PCB em 3D através do software EasyEDA (Figura 6).

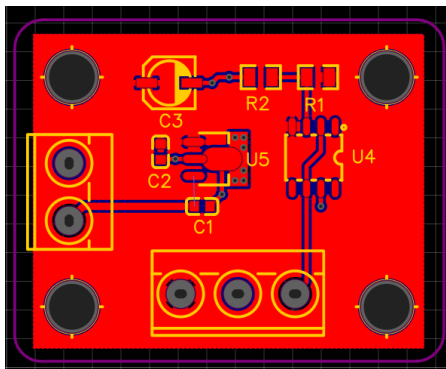


Figura 5: Projeto de placa de circuito impresso (PCB) da fonte de alimentação

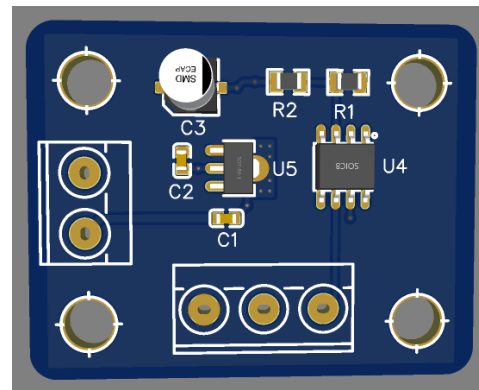


Figura 6: Visualização 3D da fonte de alimentação.

### Circuito principal - EEG

O circuito principal do projeto (responsável pela amplificação, filtragem e conversão dos sinais) possui diversas etapas e componentes. A Figura 7 apresenta um diagrama de blocos simplificado elucidando cada uma dessas etapas.

### Amplificador de Instrumentação

O primeiro estágio de um sistema de aquisição de biopotenciais é caracterizado por uma pré-amplificação e atenuação dos sinais em modo comum aos eletrodos. O componente responsável por essas tarefas, é o

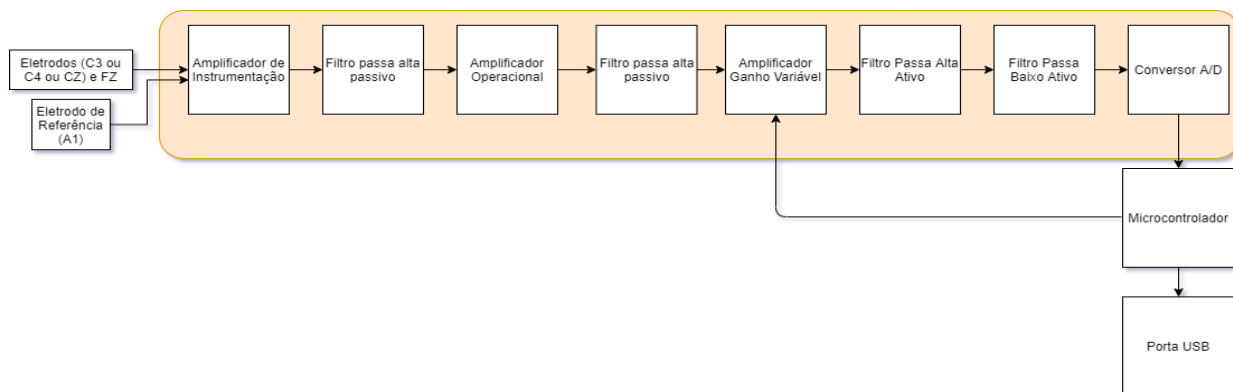


Figura 7: Representação das etapas do circuito do EEG.

amplificador de instrumentação devida a uma elevada impedância de entrada, alta rejeição em modo comum, um *offset* bem baixo e necessita de uma corrente de polarização bem baixa, ele agrega as melhores características que pode se esperar de um amplificador.

Seu ganho nessa etapa idealmente seria o maior possível, devido ao fato da amplitude do sinal EEG ser na escala de microvolts, fazendo com que a relação sinal-ruído seja baixíssima.

Para a escolha do amplificador do projeto foram levados em conta alguns critérios, como a tensão de alimentação (que deveria ser 5 V), a Razão de Rejeição de Modo Comum (mínima de 100 dB para garantir um sinal “limpo”), a *input bias current* (menor possível) e a *offset voltage* (caso alta, quando amplificada poderia saturar o sinal, o componente com menor tensão de *offset* é preferível.).

Dado estes critérios dois componentes foram considerados, o INA 333 [10] da Texas Instruments, e AD8221 da Analog Devices [11].

Todos os CI considerados têm ótimos parâmetros, no entanto, optou-se pelo AD8221 [11] devida a sua rejeição de modo comum de 110 dB quando aplicado um ganho de 10 e 130 dB quando aplicado um ganho de 100; seu *offset voltage* máximo de 25  $\mu\text{V}$ ; *input bias current* máxima de 2 nA e impedância de entrada de 100 G $\Omega$ .

O grande destaque do componente escolhido é sua rejeição de modo comum. Quanto maior o ganho, maior a rejeição em modo comum [12]. Ou seja, os artefatos em modo comum seriam mais atenuados. Entretanto, apesar dos potenciais de polarização dos eletrodos serem atenuados pelo amplificador de instrumentação, seus potenciais não são exatamente iguais, uma vez que estão localizados em regiões diferentes da pele.

Portanto, o ganho deve ser limitado para não saturar o amplificador. O ganho calculado para esta etapa foi de 55.29 (V/V), estando assim, numa faixa adequada para operação.

Como dito anteriormente, a amplitude de pico do sinal trabalhado pode chegar em até 100  $\mu\text{V}$ .

Considerando este valor, a tensão de saída do amplificador de instrumentação é de 5.529 mV.

### Filtro Passa Alta Passivo

Este filtro, interage de maneira linear com sinal, rejeitando sinais de baixa frequência, que nesta aplicação podem ser caracterizados pela tensão de offsets dos próprio amplificador e ruídos níveis DC, pois apresentam altíssima impedância para sinais de baixa frequência. A não filtragem adequada neste estágio poderá ocasionar na saturação dos AO, pois o sinal do EEG nos primeiros estágios de ganho é muito menor em comparação com os níveis DC. O espectro de frequências do EEG pode variar de 0 Hz até aproximadamente 100 Hz. Portanto, a frequência de corte deste filtro será de 0.1 Hz. Para atingir estes resultados, será utilizado um capacitor de 3.3  $\mu\text{F}$  e um resistor de 500 K $\Omega$ .

### Amplificador Operacional

Essa etapa caracteriza-se pela amplificação do sinal. Para a aplicação apresentada, optou-se por fazê-lo em duas etapas, pois como o sinal deverá ser elevado em mais de 2 mil vezes, a amplificação em apenas uma etapa elevaria em demasiado os artefatos gerados no processo. Também seriam utilizados resistores com uma diferença de valor muito grande, podendo causar desequilíbrios no circuito, provocando erros.

A primeira fase do ganho foi dada por um amplificador não inversor, cujo circuito integrado escolhido é o MCP601 [9]. O ganho desta fase foi calculado como 56.56 (V/V).

Entre a primeira e a segunda fase de ganho, optou-se por inserir outro filtro passa alta passivo, idêntico ao explanado anteriormente. A fim de remover níveis DC e quaisquer *offsets* vindos da saída do Amplificador Operacional [12].

A Figura 8 apresenta o esquemático até a presente etapa, demonstrando o esquema de montagem do amplificador de instrumentação, do filtro passa alta passivo e do primeiro estágio de ganho.

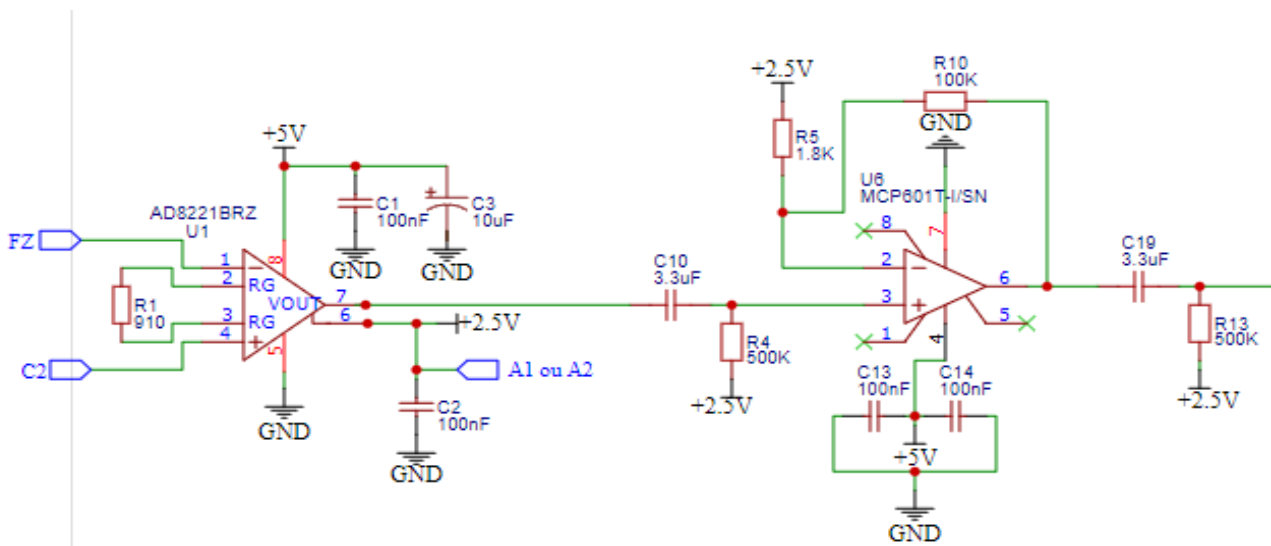


Figura 8 – Detalhe do esquemático do circuito, contendo o amplificador de instrumentação, o filtro passa alta passivo e a primeira fase do estágio de amplificação.

Nota-se que de maneira análoga à fonte, foram utilizados capacitores *bypass* (com o intuito de reduzir oscilações no circuito). Também é importante apontar a utilização da tensão de referência em 2.5 V pelos CI evitando que o sinal oscile ao redor de zero.

A segunda etapa de ganho se difere da primeira pois foi utilizado um CI que permite variação no ganho de acordo com a entrada de byte que for fornecida a ele.

O LTC6910-2 [13] produzido pela Analog Devices, possui um controle de ganho variável de 3 bits, ou seja, dependendo da entrada fornecido, o ganho do CI se altera. A Figura 9 representa o amplificador com suas respectivas entradas e recomendações de montagem, que incluem os capacitores de *bypass* já adotados no circuito. Nota-se que o amplificador possui três pinos digitais que regulam o ganho do sistema dependendo dos bits fornecidos nestas portas pelo microcontrolador.

A Tabela 2 apresenta a relação entre os bits e o ganho fornecido pelo sistema. O modelo adotado neste projeto foi o 6910-2 e o ganho “padrão” do sistema é de -8 (V/V), logo, segundo a informação fornecida pela Tabela 2, o digital input do circuito será 100 onde G2 representa a porta do bit mais significativo.

Este circuito integrado inverte a onda da saída, pois apresenta ganho negativo, portanto, foi inserido antes do LTC6910-2 [13] um circuito amplificador inversor com ganho unitário, garantindo que o sinal de saída não se inverta ao final do circuito. Além disso, o LTC6910-2 [13] apresenta uma baixa impedância de entrada e, portanto, inserir o circuito inversor de ganho unitário era necessário para garantir que o mínimo possível de corrente circularia no circuito e não atrapalhar o filtro passa alta passivo.

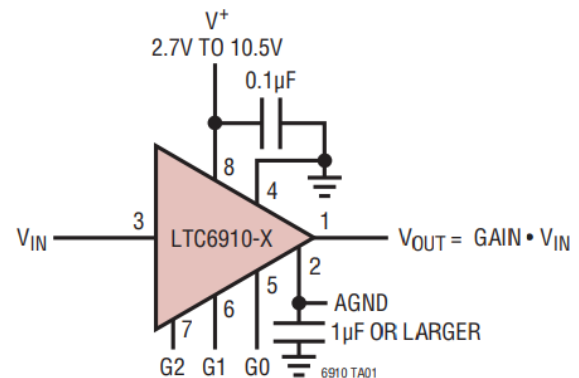


Figura 9 – Amplificador com ganho variável [13].

Tabela 2 –Descrição do ganho variável de acordo com a entrada digital [13].

DIGITAL INPUTS			GAIN IN VOLTS/VOLT		
G2	G1	G0	6910-1	6910-2	6910-3
0	0	0	0	0	0
0	0	1	-1	-1	-1
0	1	0	-2	-2	-2
0	1	1	-5	-4	-3
1	0	0	-10	-8	-4
1	0	1	-20	-16	-5
1	1	0	-50	-32	-6
1	1	1	-100	-64	-7

A Figura 10 ilustra o esquemático do circuito provedor de ganho variável.



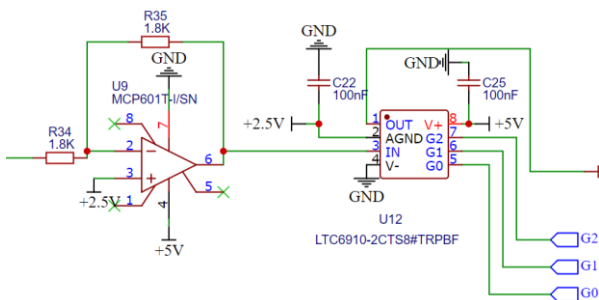


Figura 10 – Detalhe do circuito, contendo o amplificador inversor de ganho unitário e o amplificador com ganho variável.

### Filtro Passa Alta Ativo

Com o intuito de remover ruídos de alta frequência e limitar a maior frequência presente no sinal, foi projetado um filtro passa-baixa ativo Butterworth de 3 pólos com frequência de corte em 50 Hz e ganho unitário [14]. A escolha da frequência de corte se deu ao espectro das frequências de EEG adotadas no projeto, vez que as ondas Beta que fazem parte do sinal de interesse podem chegar em até 36 Hz.

A Figura 11 representa o filtro passa alta ativo projetado.

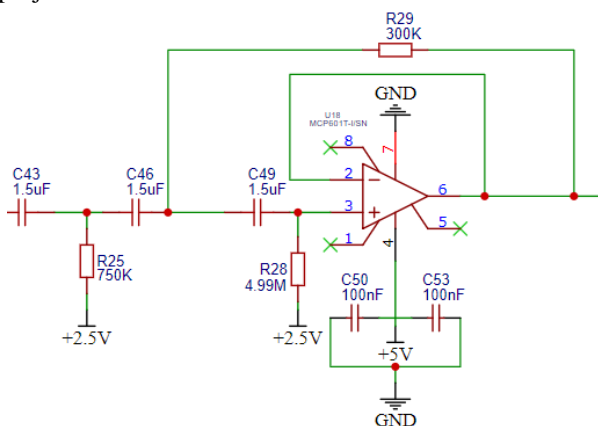


Figura 11 – Filtro passa alta ativo de três pólos.

### Filtro Passa Baixa Ativo

Para remover quaisquer *offsets* gerados nas etapas anteriores do circuito e promover uma maior atenuação em sinais de baixa frequência do que o filtro passa-alta passivo, foi projetado um filtro passa-alta ativo Butterworth de 3 pólos e ganho unitário com frequência de corte definida em aproximadamente 0.1 Hz.

Em ambos os filtros ativos, a escolha do tipo de filtro foi Butterworth pois essa topologia é capaz de filtrar o sinal sem distorcer a o sinal da banda de passagem.

Na Figura 12 é possível visualizar o esquemático do filtro passa baixa ativo projetado.

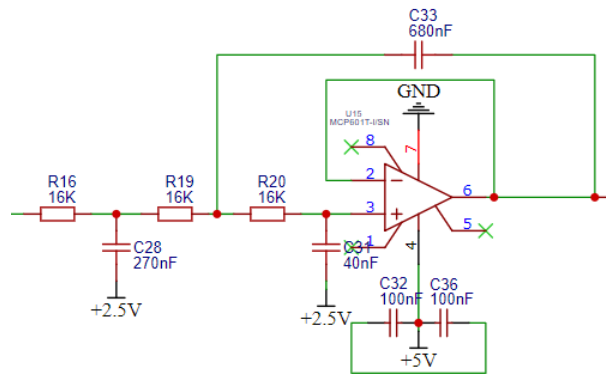


Figura 12 – Filtro passa baixa de três pólos.

### Conversor Analógico Digital

Após o sinal ter sido tratado analogicamente em todas as etapas descritas anteriores, é necessário converter o sinal em digital.

Na eletrônica pode-se trabalhar com 2 tipos de sinais, analógicos e digitais. Os sinais analógicos são sinais contínuos e os sinais digitais são discretizados tanto no tempo quanto em tensão.

Os conversores de sinais analógicos para digitais são componentes capazes de fazer amostras e quantizar sinais analógicos para transformá-los em uma informação digital.

A escolha do conversor AD (Figura 13) utilizado no projeto de seu devido ao protocolo de comunicação (SPI) ser rápido, ele possuir uma resolução de 16 bits e uma boa relação sinal/ ruído. Algumas outras características do ADS8344 [15] são:

- Alimentação: 2.7 V até 5 V;
- Consumo: 250 mW;
- Comunicação: SPI;
- *Data rate*: 100 kHz;
- *Input*: 0.3 V até VCC;
- Resolução: 16 Bits;
- Canais: 8 canais *single-ended*.

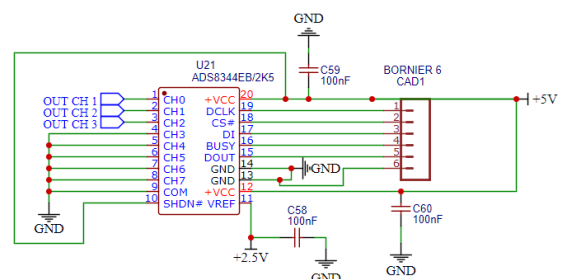


Figura 13 – Conversor Analógico Digital

A resolução é a menor quantidade que pode ser convertida (resolvida) dentro da faixa dinâmica do sinal de entrada [12]. É especificada pelo número de bits do conversor. A resolução estabelecida foi de 16 bits pois para uma faixa dinâmica de 5V, a menor amplitude que

pode ser resolvida  $\epsilon \frac{5}{2^{16}-1} = 76 \mu V$  na entrada do conversor, que no sinal do EEG com ganho de 25 mil daria uma resolução de 3 nV.

No conversor AD, todos os três canais desenvolvidos no projeto se convergem para serem convertidos em digitais.

### Placa de Circuito Impresso

Ao final da elaboração do projeto do hardware, deve-se elaborar a placa de circuito impresso (Figura 14). A placa em questão deve ser capaz de condicionar os sinais com a menor interferência possível. Portanto, além do projeto de proteção no próprio circuito, os parâmetros da placa foram selecionados para atender a essas necessidades.

A placa foi projetada em quatro camadas. Na primeira, estão os componentes SMT (*Surface Mount Technology*) e as trilhas principais. As duas camadas internas foram dedicadas aos níveis de tensão de alimentação, de 5 V e 2,5 V, respectivamente. A última camada (face inferior da placa) contém o principal caminho das trilhas de sinal e a malha de terra. As trilhas da face inferior da placa foram dispostas de maneira que, quando possível, tivessem um ângulo perpendicular em relação às trilhas da face superior, de maneira que acoplamentos elétricos (que podem ser um dos fatores que resultam em capacitâncias parasitas) e acoplamentos magnéticos indesejados são evitados, preservando integridade de sinal.

As malhas de terra, 5 V e 2,5 V foram conectadas às suas devidas trilhas utilizando vias revestidas. Uma limitação do software EasyEDA é que este não oferece ferramentas para criação de *blind vias* (vias que conectam uma camada superior à uma camada interna) e *buried vias* (vias que conectam duas camadas internas). Então, apenas vias THT (*through-hole*) foram utilizadas. Porém, estas se conectam a todas as camadas, e por isso foi necessário inserir zonas sem cobre quando uma determinada via não deveria conectar-se à uma determinada camada. Em regiões em que a trilha tinha espessura superior à 1,016 mm (ocorrência apenas nas trilhas de sinal e terra), mais de uma via foi inserida.

Capacitores e resistores foram mantidos o mais próximo possível de todos os componentes aos quais estavam eletricamente conectados, a fim de reduzir perdas e ruídos. As trilhas que conduzem sinais em menor valor de tensão receberam maior isolamento, pois foram colocadas majoritariamente na face inferior.

A Figura 14 apresenta o layout desenvolvido no projeto, permitindo a visualização das trilhas elaboradas. Já a Figura 15 permite a visualização da projeção em 3D da placa de circuito impresso.

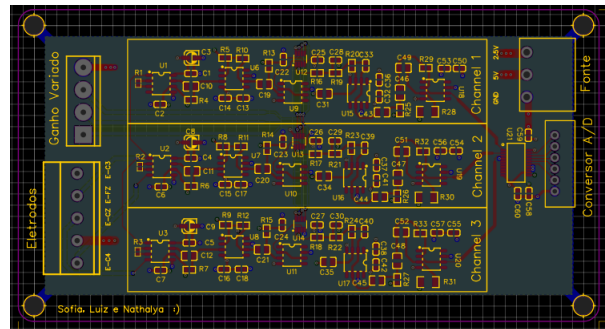


Figura 14 – Projeto PCB da placa principal.

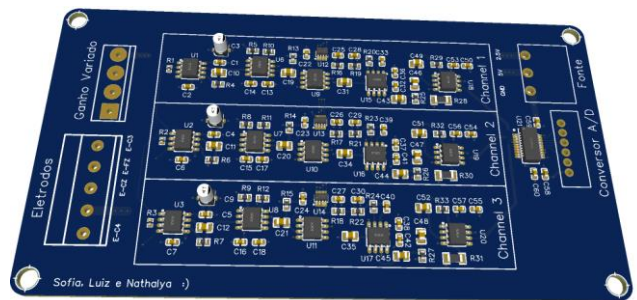


Figura 15 – Pré Visualização 3D da placa desenvolvida.

### Software

#### Módulo de Aquisição do Sinal

Após a coleta analógica dos sinais EEG esse sinal será digitalizado por um conversor AD para que seja possível fazer a aquisição desses dados em um sistema digital. Para essa finalidade será utilizado um microcontrolador que receberá esses dados do conversor AD transmitirá esses dados para o computador.

Para que seja possível fazer essa troca de dados é necessário escolher um meio de comunicação, e a comunicação utilizada neste projeto será a comunicação serial via porta USB do computador e o microcontrolador.

Como nessa comunicação serial é possível enviar apenas 8 bits de cada vez e o cada valor digitalizado do conversor AD possui 16 bits. Será necessário quebrar esses 16 bits em duas partes, nos 8 bits mais significativos e nos 8 bits menos significativos para enviar dois números de um byte ou invés de um número de dois bytes.

Para realizar essa separação dos 16 bits, é possível extrair o byte mais significativo (MSB) fazendo a operação binária de *shift right* 8 vezes, conforme expressão (1). Já para extrair o byte menos significativo (LSB) basta fazer a operação binária *and* com o número hexadecimal ff, que em binário é a sequência de 8 números um, conforme expressão (2).

$$\text{MSB} = \text{valor} \gg 8 \quad (1)$$



$$\text{LSB} = \text{valor} \& 0\text{xff} \quad (2)$$

No computador para restaurar o número de 16 bits novamente basta pegar o byte mais significativo e fazer a operação de *shift left* 8 vezes e somar com o byte menos significativo, conforme expressão (3).

$$\text{Valor} = \text{MSB} \ll 8 + \text{LSB} \quad (3)$$

O protocolo de comunicação desenvolvido para essa aplicação é bem simples e segue a sequência de bytes mostrado na Figura 16. Em que Byte de Início representa o byte que indicará o início do pacote dos dados, o Byte eletrodo indica qual eletrodo o sinal se refere, o MSB é o byte mais significativo do respectivo eletrodo e o LSB é o byte menos significativo do respectivo eletrodo, e o Byte de Fim, indica o fim do pacote de dados.

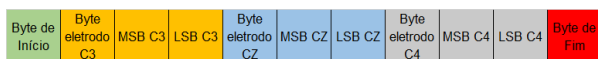


Figura 16: Protocolo de comunicação serial para transferência dos sinais coletados dos três canais de EEG.

Dessa forma, o microcontrolador irá coletar os dados do conversor AD e enviar esse pacote de dados para o computador a uma taxa de 400 Hz.

Esse valor foi escolhido porque de acordo com o teorema de Nyquist a taxa de amostragem deve ser pelo menos duas vezes maior do que a maior frequência do sinal, e o espectro de frequência do EEG vai até próximo de 100 Hz. Embora tenha sido utilizado um filtro passa baixa de três polos em 50 Hz este sinal não será significativamente atenuado em 100 Hz, reduzindo apenas 18 dB. Com o intuito de reduzir a probabilidade de *Aliasing* no sinal em virtude de ruídos de alta frequência, a frequência empregada será o dobro da frequência de Nyquist, sendo 400 Hz.

## Processamento

Após fazer a aquisição do sinal para o computador, esse sinal deve passar por uma etapa de processamento, que ocorrerá digitalmente pelo software. Esse processamento apresenta três etapas, o pré-processamento, a extração de características e a classificação [7].

### Pré Processamento

Essa etapa é importante para aumentar a relação sinal ruído [7], principalmente para o caso do EEG, em que o sinal apresenta uma amplitude muito baixa e grande parte dos artefatos vão gerar uma relação sinal ruído baixa. Esses artefatos podem ser oriundos da atividade muscular da cabeça, do movimento dos olhos, ou qualquer outro sinal lido que não esteja relacionado com a atividade cerebral [7].

Como o Data Set utilizado para análise desse projeto foi o Data Set 2b da BCI Competition IV [17], de imaginação motora dos movimentos das mãos direita e esquerda. Nele além de termos o sinal dos eletrodos C3, CZ e C4 de EEG também apresenta o sinal de três eletrodos de Eletro-Oculografia (EOG), que podem ser utilizados para fazer a redução do artefato do sinal gerado na leitura dos eletrodos do EEG em virtude da movimentação ocular ou quando o indivíduo pisca [18].

Dessa forma, o início da sessão de cada sujeito foi solicitado que o indivíduo permanecesse um período de tempo com os olhos abertos, fechados, movimento de rotação, vertical e horizontal dos olhos, além de piscar. O sinal coletado nesses intervalos de tempo foi utilizado para estimar os coeficientes da regressão linear, que relaciona a variação do sinal nos canais de EOG com sinal dos canais de EEG [19]. Assim, a partir desses coeficientes é possível estimar o sinal sem essa atividade ocular subtraindo o sinal do EEG do sinal do EOG multiplicado pelos coeficientes de regressão que relacionam os canais.

A outra técnica de pré-processamento utilizada foi a separação das bandas de frequência de interesse do sinal a partir da *Fast Fourier Transform* (FFT) [7] no período de tempo de 2 segundos, sendo de 0,5 segundos antes de solicitar a execução do movimento para o usuário até 1,5 segundos após a solicitação da execução desse movimento. Por esse motivo foi feita uma pesquisa na literatura para saber as características do sinal cerebral relacionados a execução motora e da imaginação motora relacionado ao movimento da mão direita e esquerda.

Dessa forma, a banda de frequência mais relacionada com o movimento a execução motora estão entre 16 e 22 Hz, dentro da banda Beta. Já para a imaginação motora a banda de frequência mais relacionada foi entre 10 e 14 Hz, pertencendo a banda Alfa/mu [20]. Além disso foi relatado que a região de ativação do cérebro para esses dois casos, de imaginação e execução motora, foi muito similar, sendo no córtex motor primário. Contudo caso o sujeito faça a imaginação motora de outra pessoa realizando o movimento, a área de ativação será a região occipital relacionado com o campo da visão e não a região do córtex motor como seria o desejado [20].

Assim, atenuou-se os artefatos de EOG do EEG além de ter separado apenas as bandas de interesse do sinal para essa aplicação, que são as bandas Alfa/mu e Beta [20][21].

### Extração de Características

Essa etapa irá extrair as características do sinal que será utilizado como entrada para o classificador. Existem diversas técnicas envolvendo análise no domínio da frequência, análise no domínio da frequência e do tempo e técnicas mais complexas não lineares e filtros espaciais [7][22].

Diante dessas técnicas foi escolhida uma das mais simples, que é a utilização da FFT para fazer o cálculo da energia das bandas de frequência, que nesse caso foram

escolhidas as bandas Alfa e Beta. Esse cálculo é feito para cada um dos três canais, assim totalizando 6 características no total.

Essa técnica é a que exige menos custo computacional, possibilitando de se embarcada em um sistema além de conseguir extrair as características relacionadas a frequência do sinal. Porém, não leva em consideração o efeito do tempo e não é eficiente para separar sinais não lineares [7].

Existem outras técnicas que poderiam resultar em características mais distintas para serem enviadas para o classificador resultando em maior acurácia, contudo essas técnicas apresentam um maior custo computacional e maior complexidade de implementação. A exemplo do Common Spatial Pattern (CSP) que é um filtro espacial que auxilia a captar o sinal na região de interesse do eletrodo, reduzindo os artefatos dos sinais gerados por contrações musculares ou outra região de ativação do córtex [23]. Contudo essa técnica é mais recomendada para análises de sinal EEG com muitos canais e apresenta grande custo computacional [7]. Outra técnica que também apresentaria um resultado melhor seria a event-related (de) synchronization (ERD/ERS), que relaciona no domínio do tempo a variação da energia de uma determinada banda de frequência em um eletrodo [21]. Contudo sua implementação também é mais complexa, com maior custo computacional e exige maior tempo de coleta dos dados para fazer a classificação.

A imagem da Figura 17 representa muito bem o comportamento contralateral do córtex motor primário, visualizado a partir da extração de característica (ERD/ERS). Pode-se observar que ao mover o braço esquerdo, a intensidade do sinal no eletrodo C4 (hemisfério direito) reduz sua intensidade e depois aumenta. Já no movimento do braço direito, é possível observar que a intensidade do sinal no eletrodo C3 (hemisfério esquerdo) reduz sua intensidade e depois aumenta.

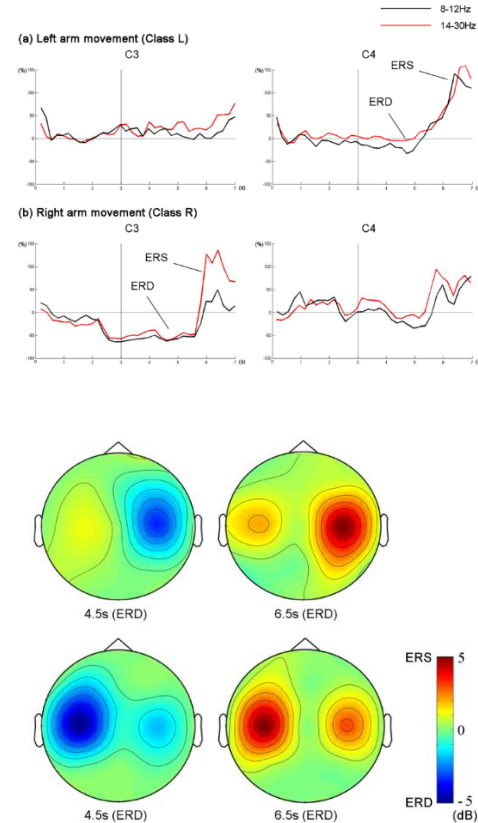


Figura 17: Curvas ERD / ERS (canto superior) e topografias da grande média (canto inferior), do movimento do braço esquerdo (a) e do movimento do braço direito (b) [21].

### Classificação

A função do classificador é converter as características geradas pela extração de características em categorias de padrões cerebrais [7], que nesse caso serão a classe de intenção de movimento da mão direita e da mão esquerda.

Existem muitas técnicas de aprendizado supervisionado e as três mais comuns para classificação de BCI são Linear Discriminant Analysis (LDA), Support Vector Machine (SVM) e as Neural Networks (NN) [7].

A LDA separa apenas problemas linearmente separáveis, tem menor custo computacional, sendo mais rápida e sua utilização é mais simples. Já a SVM pode ser adaptada com uma função kernel para separar problemas não linearmente separáveis, porém não apresentam bom resultado em problemas multiclases. E as NN são capazes de classificar problemas não lineares e multiclases, contudo com um custo computacional maior [7].

Em virtude da simples extração de características utilizada, que é o cálculo da energia nas bandas Alfa e Beta as técnicas de *machine learning* escolhidas para fazer a implementação foram a LDA e a SVM e o desempenho delas será comparado nos resultados.

Os dados de treinamento que serão utilizados para ensinar a inteligência artificial são 70% do Data Set e os demais 30% serão utilizados para validar o aprendizado da rede.

### Interface Gráfica

Com o intuito do software ter um ambiente mais agradável para o usuário, foi feita uma interface gráfica em *Python*, utilizando a biblioteca Tkinter.

Nessa interface existe um menu com quatro teclas que permite abrir quatro janelas. A primeira permite criar um Data Set repetindo a sequência de movimentos orientados pelos movimentos das mãos na parte superior da janela, ou permite visualizar o Data Set da BCI Competition (Figura 18). A segunda possibilita fazer o treinamento da inteligência artificial a partir dos dados de treinamento, além disso permite fazer a predição a partir dos dados de validação ou dados coletados pelo hardware (Figura 19). A terceira janela possibilita fazer a conexão entre o hardware e o software, e a quarta é uma sequência de instruções para a utilização do software e do hardware.

Para mais detalhes é possível acessar o código a partir do repositório do GitHub [24].

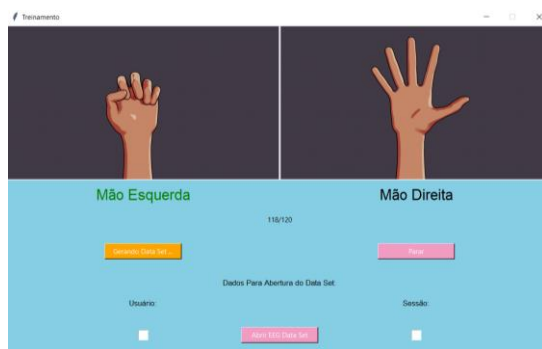


Figura 18: Janela que permite criar o próprio Data Set ou visualizar um Data Set previamente armazenado.



Figura 19: Janela que permite fazer o treinamento da inteligência artificial e fazer a predição a partir de sinais EEG.

### Resultados

Ao finalizar todas as etapas da BCI, foi possível aplicar as técnicas de *machine learning* LDA e SVM. Para cada indivíduo e dos indivíduos de 1 a 9 (Todos), assim, foi tirado a média da acurácia dos dados de treinamento e de validação em 50 treinamentos distintos, formando os dados de acurácia média. Após esse procedimento foi feito a média e o desvio padrão das acurácias para todos os casos. Com isso observou-se que a acurácia de validação que é a que nos interessa pois ela que mede a capacidade do método de generalizar o problema. Observou-se grande similaridade nas acurácias dos dois métodos, contudo a média da LDA foi maior e o desvio padrão menor, indicando que ela teve um desempenho superior.

Isso provavelmente ocorreu em virtude da SVM ser muito sensível aos seus parâmetros utilizados, como o kernel e o valor da margem, que podem ser alterados. Assim, é possível aumentar sua acurácia ajustando esse valor da margem para cada indivíduo. Contudo como as técnicas de inteligência artificial tem por objetivo aprenderem sozinhas esses padrões, a LDA foi dita como a mais adequada para nosso caso.

Tabela 3: Resultado das acurácias para os diversos indivíduos do Data Set para a LDA e a SVM.

LDA												
Indivíduo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Todos	Média	DesvP
Acurácia Treinamento (%)	66.13	58.23	57.53	78.47	69.84	71.32	62.01	61.56	66.44	58.71	65.02	6.751
Acurácia média Validação (%)	60.03	52.67	49.96	76.4	66.33	64.73	56	54.75	60.8	58.06	59.97	7.702
SVM												
Indivíduo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Todos	Média	DesvP
Acurácia Treinamento (%)	73.6	65.42	61.06	79.45	64.9	73.1	68.22	64	67.59	62.27	67.96	5.792
Acurácia média Validação (%)	60.36	48	52.55	76.02	56.31	67.47	52.67	53.97	58.11	56.97	58.24	8.149

Além disso foi observado que o indivíduo 4 apresentou uma acurácia muito superior, em comparação aos demais. Para compreendermos melhor essa razão será feita um gráfico das energias das bandas Alfa e Beta para os eletrodos C3 e C4 do indivíduo 4 e do indivíduo 2, que são dois indivíduos com acurácia bem distintas. O valor da energia nessas bandas deveria ser diferente para cada eletrodo como ilustrado na Figura 17.

Ao analisar esses gráficos pode-se observar que os pontos vermelhos (mão direita) e os pontos azuis (mão esquerda) são muito mais fáceis de serem separados na Figura 20 (indivíduo 4) em comparação com a Figura 21 (indivíduo 2).

Essa diferença nas características provavelmente está relacionado com a construção do Data Set, pois como esse Data Set é de imaginação motora, os indivíduos podem fazer essa imaginação de maneira diferente, podendo comprometer os padrões de ativação do cérebro [11]. Além disso o Data Set desse indivíduo possui algumas amostras a mais do que os demais, o que auxilia no treinamento da inteligência artificial.

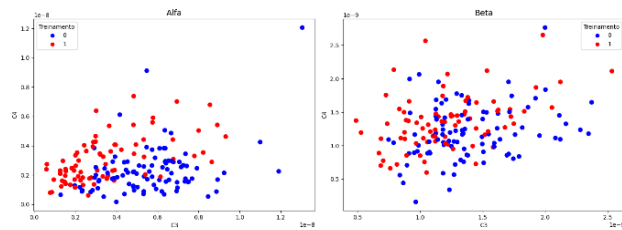


Figura 20: Energia das bandas Alfa e Beta para os eletrodos C3 e C4 para o indivíduo 4.

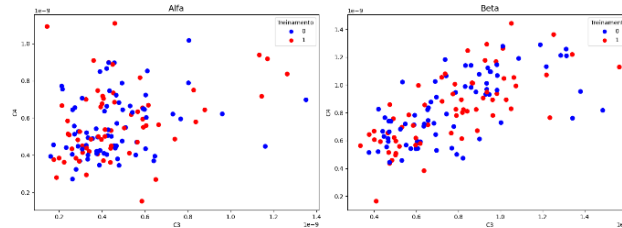


Figura 21: Energia das bandas Alfa e Beta para os eletrodos C3 e C4 para o indivíduo 2.

Em relação ao hardware do circuito, a placa não foi impressa e testada devida às atuais circunstâncias. No entanto, o circuito foi simulado na mesma plataforma que foi realizada o esquemático e a PCB, o *EasyEDA*.

Algumas alterações foram realizadas para que a simulação pudesse ocorrer da maneira mais realista possível. Primeiramente, o amplificador de instrumentação AD8221 [11] é um componente que não é possível simular de maneira fidedigna, então, optou-se por criar a estrutura que compõe um amplificador de instrumentação padrão, inserindo no software os valores dos parâmetros relevantes contidos no datasheet do componente.

Os amplificadores operacionais MCP601 [9] também não possuíam o modelo exato para simulação, mas, foi escolhido o modelo padrão que o software oferecia e seus principais parâmetros foram alterados de acordo com o datasheet.

Por último, o circuito integrado LTC6910-2 [13] não poderia ser diretamente simulado devida a necessidade de dados digitais para sua operação. Porém, o ganho escolhido como padrão neste CI foi de 8 (V/V). Assim na simulação, o CI foi substituído por um amplificador operacional não inversor com ganho 8 (V/V).

Como os sinais de entrada do circuito são provenientes do encéfalo e passam por diversas camadas da pele e pelo crânio, além de apresentar as tensões de polarização dos eletrodos e ruídos gerados por interferências eletromagnéticas, foi criado um circuito que simula esses fatores (Figura 22).

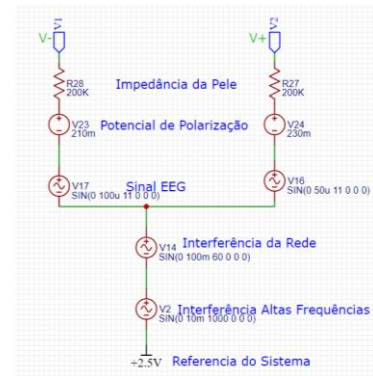


Figura 22: Circuito que emula interface eletrodo-pele

Ao se analisar a Figura 23, pode-se observar que o circuito conseguiu eliminar os artefatos gerados pelo circuito da Figura 22, tanto os níveis DC, quanto os artefatos eletromagnéticos em 60 Hz e 1000 Hz. Resultando em apenas em uma onda de 11 Hz amplificada na saída, que é o sinal de interesse.

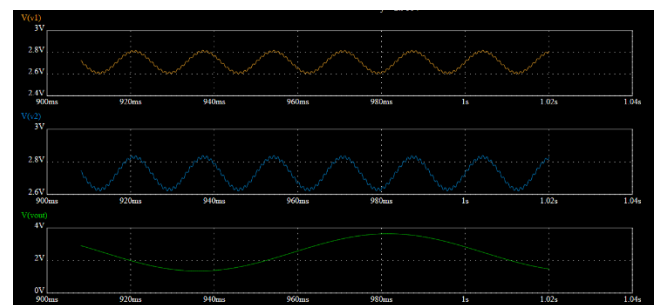


Figura 23: Comparação sinais de entrada do circuito com artefatos (dois primeiros sinais) e sinal de saída a 11 Hz (último sinal).

Na Figura 24, é possível observar que os estágios de ganho estão coerentes, o AD8221 [11] deu um ganho de 55,3 V/V, já o primeiro estágio de ganho do MCP601 resultou em 56,6 V/V e o último estágio de ganho do LTC6910-2 resultou em um ganho de 8 V/V. Gerando um ganho final do sinal de aproximadamente 25 mil V/V.

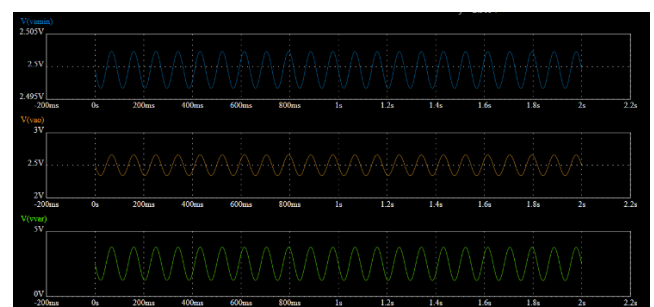


Figura 24: Verificação estágios de ganho a 11 Hz, o primeiro é o sinal após o amplificador de instrumentação, o segundo é o sinal após o primeiro estágio de ganho e o terceiro é o sinal após o segundo estágio de ganho.



Já nas Figuras 25 e 26 é possível observar que dentro da banda de passagem os dois filtros ativos atenuaram muito pouco o sinal em torno de 10% e já para frequências acima da frequência de corte, como é o caso de 70 Hz o filtro ativo passa baixa atenuou o sinal em aproximadamente 2/3.

Observou-se que o filtro ativo passa baixa não está tendo o comportamento desejado de um filtro de 3 polos Butterworth. Pois ele está atenuando um pouco a banda de passagem e tendo um decaimento menor do que o esperado após a frequência de corte. Provavelmente é um problema relacionado com a simulação realizada no EasyEDA, que aparentemente apresenta algumas dificuldades em simulações que utilizam capacitores, anteriormente já observadas.

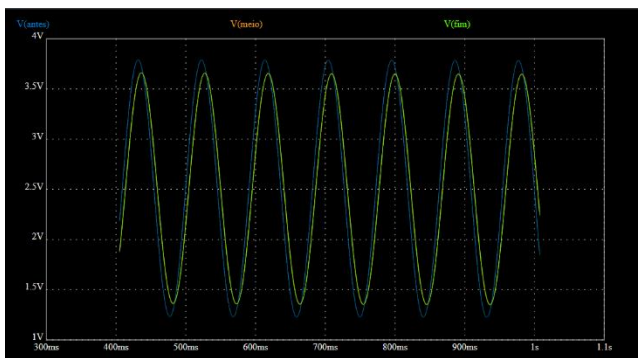


Figura 25: Verificação banda de passagem a 11 Hz, sinal levemente atenuado.

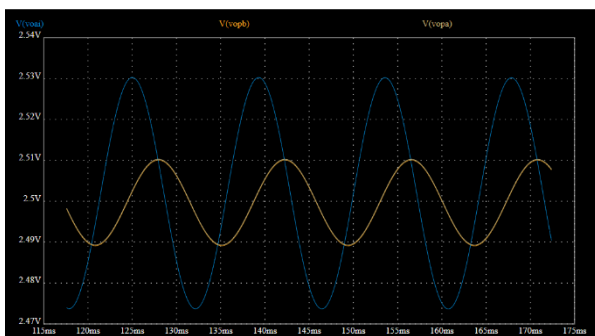


Figura 25: Verificação atenuação 70 Hz, sinal atenuado em 2/3.

## Discussão

Nesse trabalho os resultados mostram que é possível fazer a classificação da imaginação motora entre a mão direita e a mão esquerda com uma técnica muito simples de extração de características utilizando apenas a energia das bandas de frequência Alfa e Beta, utilizando apenas 3 canais de eletrodos (C3, CZ e C4) e utilizando um classificador que separa problemas linearmente separáveis que é o caso da LDA.

Embora a acurácia não tenha sido tão elevada, devido a simplicidade da extração de características e do classificador empregado é possível embarcar toda a

implementação do software em um microcontrolador para fazer o controle de uma prótese ou de um exoesqueleto que é a finalidade desse projeto.

Além disso, é possível aumentar significativamente a acurácia das previsões utilizando técnicas mais sofisticadas para extração de características como a CSP e a ERD / ERS, que levam em considerações outros fatores além da frequência. Resultando em características mais fáceis de serem classificadas pela técnica de *machine learning*.

Ademais, observou-se que é possível fazer uma boa simulação de um equipamento de EEG e analisar sua capacidade de rejeitar os ruídos do sinal de entrada, analisar os estágios de amplificação e filtragem, a partir da aquisição de sinais de entrada que emulando os principais artefatos presentes na interface eletrodo-pele.

## Conclusão

Em suma, é possível concluir que o objetivo do projeto foi alcançado que é desenvolver todo o sistema de uma BCI, desde o hardware até o software para fazer a classificação da intenção de movimento de uma pessoa, para auxiliar pessoas que sofreram lesão medular cervical.

Além disso o hardware desenvolvido apresenta um custo relativamente acessível tendo em vista os sistemas para aquisição de sinais EEG, custando US\$ 50,20 a placa completa com todos os componentes sem o preço do frete. Ademais, devido a simplicidade da do pré-processamento, da extração de características e do classificador, permite embarcar todas as etapas de processamento em um microcontrolador e ainda apresentar uma acurácia média de 60 % a depender da qualidade do tamanho do Data Set e da imaginação motora realizada.

## Referências

- [1] Guyton, A.C.; Hall, J.E. Tratado de Fisiologia Médica. 12. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2011.
- [2] Ministério da Saúde, “Diretrizes de Atenção à Pessoa com Lesão Medular”, Brasília- Distrito Federal, BR, 2013. Available: [bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/diretrizes\\_atencao\\_pessoa\\_lesao\\_medular.pdf](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/diretrizes_atencao_pessoa_lesao_medular.pdf). Acesso em: 28/10/2020.
- [3] Webster, J. G.; Beebe, D. Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation. [S. l.: s. n.]. v. 44E-book. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5860/choice.44-003>. Acesso em: 29/10/2020.
- [4] Lent, R. Cem Bilhões de Neurônios: Conceitos Fundamentais de Neurociência. Rio de Janeiro: Atheneu, 2004. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/spinal-cord-injury>. Acesso em: 29/10/2020.



- [5] Mashal Fatima, M. Shafique, Z. H. Khan . Towards a Low Cost Brain-computer Interface for Real time Control of a 2 DOF Robotic Arm. In ResearchGate. 2015.[Online].Available:[doi.org/10.1109/ICET.2015.7389206](https://doi.org/10.1109/ICET.2015.7389206). Accessed on: Sep., 1,2020
- [6] Khald Ali I. Aboalayon, Miad Faezipour, Wafaa S. Almuhammadi and Saeid Moslehpour. Sleep Stage Classification Using EEG Signal Analysis: A Comprehensive Survey and New Investigation. Entropy, 2016.
- [7] Swati Aggarwal, Nupur Chugh Division. Signal processing techniques for motor imagery brain computer interface: A review. Array, Volumes 1–2; 2019.
- [8] SOT-23-3L Encapsulate Three Terminal Voltage Regulator. CJ78L05. Jiangsu Changjiang Electronics Technology Co, 2010.
- [9] Microchip, Datasheet: MCP601, Single Supply CMOS Op Amps. Electronic Publication, 2007.
- [10] Texas Instruments. Datasheet: INA333.Electronic Publication, 2003.
- [11] Analog Devices, Datasheet: AD8221 Precision Instrumentation Amplifier. Eletronic Publication, 2011.
- [12] Sedra, S.; Smith, K. Microeletrônica. 4ª. Edição, Pearson Makron Books, São Paulo, Brasil, 2005.
- [13] Analog Devices, Datasheet: LTC6910-1/ LTC6910-1/ LTC6910-2/ LTC6910-3, Digitally Controlled Programmable Gain Amplifiers. Eletronic Publication.
- [14] Pertence Jr, A. Amplificadores operacionais e filtros ativos. Porto Alegre: Bookman, 2015.
- [15] Texas Instruments, Datasheet: ADS8344, 16-Bits, 8-Channel Serial Output Sampling Analog-to-Digital Converter. Eletronic Publication, 2006.
- [16] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine; Health and Medicine Division; Board on Health Care Services; Committee on the Use of Selected Assistive Products and Technologies in Eliminating or Reducing the Effects of Impairments; Flaubert JL, Spicer CM, Jette AM, editors. The Promise of Assistive Technology to Enhance Activity and Work Participation. Washington (DC): National Academies Press (US); 2017 May 9. Available: [ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK453289/](https://ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK453289/) Acesso em: 01/11/2020
- [17] Leeb, R., Brunner, C.,Muller-Putz, G., Schlogl, A.,Pfurtscheller, G. , “BCI Competition 2008 – Graz data set B”, Available: [bbci.de/competition/iv/desc\\_2b.pdf](https://bbci.de/competition/iv/desc_2b.pdf). Access on: Sep., 1,2020.
- [18] M. Abo-Zahhad, Sabah M. Ahmed, Sherif N. Abbas. A New EEG Acquisition Protocol for Biometric Identification Using Eye Blinking Signals. International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications, 2015, 06, 48-54.
- [19] Gabriele Gratton, Michael G.H. Coles and Emanuel Donchin. A New Method For Off-line Removal of Ocular Artifact. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 1983, 55:468-484.
- [20] Christa Neuper, Reinhold Scherer, Miriam Reiner, Gert Pfurtscheller. Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual–motor mode of imagery in single-trial EEG. Cognitive Brain Research 25 (2005) 668 – 677.
- [21] Zhichuan Tang, Hongnian Yu, Chunfu Lu, Pengcheng Liu and Xuexue Jin. Single-trial classification of different movements on one arm based on ERD/ERS and corticomuscular coherence. Entropy, 2016.
- [22] Khald Ali I. Aboalayon, Miad Faezipour, Wafaa S. Almuhammadi and Saeid Moslehpour. Sleep Stage Classification Using EEG Signal Analysis: A Comprehensive Survey and New Investigation. Entropy, 2016.
- [23] Benjamin Blankertz, Ryota Tomioka, Steven Lemm, Motoaki Kawanabe, and Klaus-Robert Müller. Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 41-56.
- [24] Carneiro, L.R.R, Ferreira S.L, Abreu NS. EEG Repository. GitHub. Available: <https://github.com/Irenato10/EEG>>. Access on: Dec.,3,2020.