



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DE TUCURUÍ
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA

TAYLA DE JESUS LOPES

**ESTUDO, IMPLEMENTAÇÃO E COMPARAÇÃO DE DIFERENTES TIPOS
DE PRÉ-PROCESSAMENTO APLICADOS A UM SISTEMA INTERFACE
CÉREBRO-COMPUTADOR.**

Tucuruí – PA
2019

TAYLA DE JESUS LOPES

**ESTUDO, IMPLEMENTAÇÃO E COMPARAÇÃO DE DIFERENTES TIPOS
DE PRÉ-PROCESSAMENTO APLICADOS A UM SISTEMA INTERFACE
CÉREBRO-COMPUTADOR.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal do Pará para a obtenção do Grau
de Graduada em Engenharia Elétrica, sob a orientação
do Professor Dr. Cleison Daniel Silva.

Tucuruí – PA

2019

TAYLA DE JESUS LOPES

**ESTUDO, IMPLEMENTAÇÃO E COMPARAÇÃO DE DIFERENTES TIPOS
DE PRÉ-PROCESSAMENTO APLICADOS A UM SISTEMA INTERFACE
CÉREBRO-COMPUTADOR.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal do Pará para a obtenção do Grau
de Graduada em Engenharia Elétrica, sob a orientação
do Professor Dr. Cleison Daniel Silva.

Aprovada em ____, de fevereiro de 2019

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Cleison Daniel Silva
Universidade Federal do Pará
(Orientador)

Prof. Rafael Suzuki Bayma
Universidade Federal do Pará
(Membro da Banca)

Prof. Raphael Barros Teixeira
Universidade Federal do Pará
(Membro da banca)

Dedico este trabalho a minha Mãe enviada por Deus, Maria José Silva de Jesus, a qual me deu a vida e todo o seu amor. Tu sempre foste a minha força, a minha luz e a minha melhor amiga. Essa vitória é nossa, eu não teria conseguido sem o seu apoio. Amo-te!

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me dar sabedoria e perseverança para concretizar mais este sonho.

A minha mãe, Maria José, a razão da minha existência, a mulher que sempre foi o meu alicerce e inspiração, a qual acreditou e deu asas aos meus sonhos, a qual não dormia até ter certeza que eu havia chegado em casa e que tornou esta vitória possível.

Ao meu pai, Osvaldo Lopes, que não queria a distância da sua primogênita que aos 16 anos começou esta etapa, mas que sempre torceu por mim e me deu amor.

Aos meus irmãos, Tayline e Thalison, que sempre foram meus amigos fiéis. Obrigada por escutarem meus choros e lamentações, pelas palavras de força e pelos filmes nos finais de semana que salvaram minha saúde mental.

A Família Estumano Pompeu. Obrigada por partilhar não só o pão, mas o amor de vocês também. Serei eternamente grata, em especial, a Dona Ana Maria.

Ao meu amado, Maxoel Estumano, por todo o apoio, amor, incentivo, paciência e compreensão. Seu companheirismo foi fundamental! Agradeço por estar presente em minhas vitórias e por me consolar nos momentos difíceis.

Aos meus tios Vanilda Barbosa e Edvan Lopes, que foram meu porto seguro, sempre me incentivando e apoiando. Obrigada pelo imenso carinho de vocês.

Aos meus amigos de infância Clara Borges, Yuri Borges, Maria Rita, Karoline de Paula, que mesmo longe sempre me apoiaram e compartilharam, sempre que possível, as angústias e alegrias de serem universitários.

Aos amigos que a faculdade me deu de presente: Dayana Vieira, Daniela Odorício, Kairo Lisboa, Crislan Dantas, Paulo Amaral, Wendria Cunha, Antonio Moraes e Karine Brito da Silva, os quais foram meus parceiros não só em diversos artigos, trabalhos e projetos, mas nos momentos difíceis e desesperadores deste curso. Ao meu amigo William Machado, que me ajudou na parte prática e revisão deste trabalho, muitíssimo obrigada por sua disponibilidade.

Aos Professores: Ewerton Granhem, Jefferson Costa, Jonhattan Amorim e Luís Machado pela confiança e orientação nos Projetos de Extensão e ao Prof. Bernard Carvalho pelos inúmeros conhecimentos acadêmicos e de vida repassados para nossa turma. Foi uma honra poder trabalhar e conviver com cada um de vocês.

Finalmente, este trabalho jamais teria sido realizado sem a paciente orientação do Prof. Dr. Cleison Daniel Silva, o qual dispôs de seu tempo e amizade para o êxito da pesquisa incluída neste trabalho.

“Acima de tudo, porém, revistam-se do amor, que é o elo perfeito.”

(Colossenses 3:14)

RESUMO

Esta monografia trata do estudo e implementação de um sistema interface cérebro-computador (ICC), baseado em imagética motora das mãos esquerda e direita. De maneira específica, apresenta a implementação e comparação de diferentes tipos de pré-processamento para este sistema. Para tanto, são coletados sinais eletroencefalográficos (EEG) do escalpo de um usuário através da Placa *Cyton OpenBCI* que, posteriormente, são inseridos nas demais etapas através de um *software* de código aberto e próprio para o estudo desses sinais: *OpenVibe*. Uma dessas etapas inclui o pré-processamento desses sinais eletroencefalográficos (EEG), onde o sinal é filtrado através de uma filtragem temporal, a qual neste trabalho é desenvolvida para três casos distintos com o intuito de compará-las para se obter a melhor taxa de classificação. O primeiro caso filtra o sinal EEG através de um filtro temporal com banda passante de 8 a 30 Hz utilizando os sinais dos oito canais. O segundo caso utiliza os mesmos sinais, mas são filtrados por um banco com doze filtros contendo as seguintes bandas passantes: 6-10Hz, 8-12Hz, 10-14Hz, 12-16Hz, 14-18 Hz, 16-20Hz, 18-22Hz, 20-24Hz, 22-26 Hz, 24-28 Hz, 26-30Hz e 28-32Hz. O último caso utiliza este mesmo banco com doze filtros, mas os sinais EEG selecionados são de canais específicos, onde primeiramente são selecionados apenas os sinais EEG de um canal por vez, depois estes são combinados com o sinal de outros canais um a um, e por fim, se observa a taxa de classificação para estes canais com o intuito de escolher os três e os quatro melhores canais para serem filtrados. Após isso, os sinais filtrados de todos estes casos serão implementados na etapa de filtragem espacial, onde é desenvolvido o algoritmo padrão espacial comum (CSP), e na etapa de classificação realizada pelo algoritmo análise de discriminante linear (LDA). Os resultados obtidos são discutidos em detalhes, e mostram a melhora na taxa de classificação quando o conjunto de filtros é implementado.

Palavras Chave: Sistema ICC. Pré-processamento. Banco com doze filtros. LDA e CSP.

SUMÁRIO

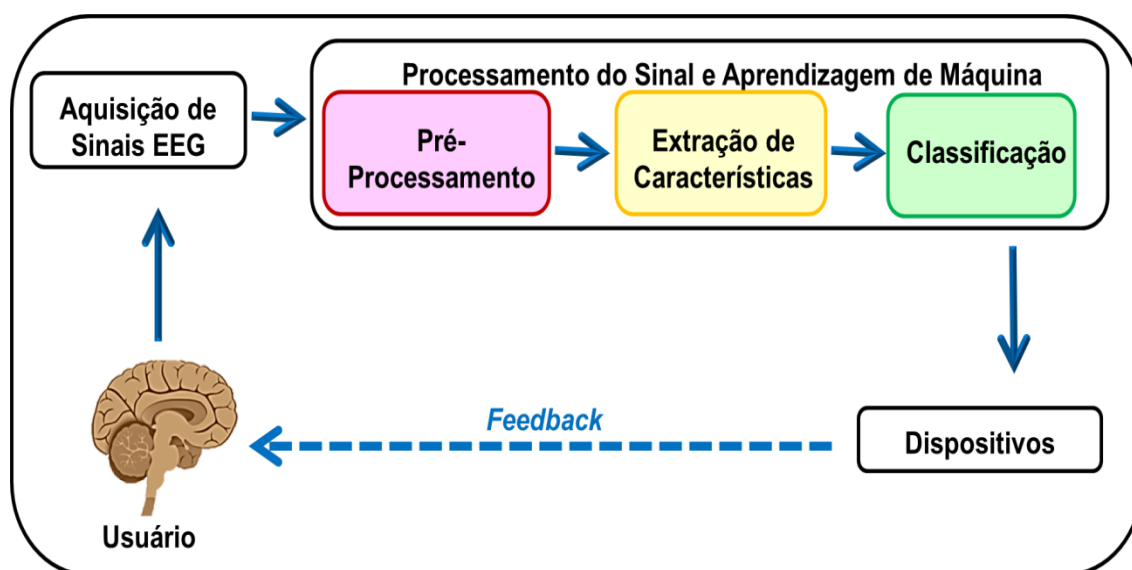
1. INTRODUÇÃO	8
1.1 MOTIVAÇÃO	9
1.2 OBJETIVOS	10
1.2.1 <i>Objetivos Específicos</i>	10
2. FUNDAMENTAÇÃO E REVISÃO TEÓRICA	11
2.1 O CÉREBRO E A IMPORTÂNCIA DOS NEURÔNIOS	11
2.1.1 <i>O Eletroencefalograma e os Ritmos Cerebrais</i>	14
2.1.2 <i>Estratégia mental</i>	16
3. MATERIAIS, MÉTODOS E IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA ICC	19
3.1 ETAPA DE AQUISIÇÃO DO SINAL	19
3.1.1 <i>Hardware de Aquisição</i>	19
3.1.2 <i>Software para implementação do sistema ICC</i>	23
3.1.3 <i>Implementação da aquisição de sinais</i>	24
3.2 ETAPA DE PROCESSAMENTO DE SINAIS EEG	26
3.2.1 <i>Filtragem temporal</i>	27
3.2.2 <i>Escolha do filtro digital</i>	27
3.2.3 <i>Implementação da filtragem temporal</i>	29
3.2.4 <i>Definição e implementação da filtragem espacial</i>	31
3.2.5 <i>Definição e implementação da extração de características</i>	33
3.2.6 <i>Definição e implementação da etapa de classificação</i>	34
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	38
4.1 RESULTADOS UTILIZANDO O FILTRO TEMPORAL DE 8 A 30 Hz	38
4.2 RESULTADOS UTILIZANDO O BANCO DE FILTROS	39
5. CONCLUSÕES, DIFICULDADES E PERSPECTIVAS FUTURAS	47
6. REFERÊNCIAS	50
ANEXO I	53
TUTORIAL DO PROCEDIMENTO COMPUTACIONAL	53
1. FIXAÇÃO DOS ELETRODOS E CONFIGURAÇÕES INICIAIS	53
2. CENÁRIO 1: MONITORAMENTO DE SINAIS EEG	55
3. CENÁRIO 2: AQUISIÇÃO DE SINAIS EEG	56
4. CENÁRIO 3: TREINANDO O ALGORITMO CSP	59
4.1 <i>Treinamento do algoritmo CSP com um filtro temporal (8-30Hz)</i>	59
4.2 <i>Treinamento do algoritmo CSP com um banco com doze filtros</i>	61
5. CENÁRIO 4: TREINANDO O ALGORITMO LDA	64
5.1 <i>Classificação no OpenVibe utilizando o algoritmo análise discriminante linear (LDA)</i>	64
6. CENÁRIO 5: EXECUÇÃO DE RESULTADOS	68

1. INTRODUÇÃO

As limitações físicas deixadas por acidentes e por más formações fetais inspiraram muitos pesquisadores a estudar uma alternativa capaz de estabelecer a comunicação direta entre o sistema nervoso central e dispositivos externos ao corpo humano. Dessa forma, ao longo do tempo se desenvolveu um sistema denominado de interface cérebro-computador (ICC), o qual é utilizado muitas vezes para reparar as funções motoras humanas através do controle de próteses e da interação homem-máquina somente com o pensamento. [1]

Assim, o Sistema ICC é uma alternativa artificial à comunicação entre o cérebro e a máquina, que se utiliza do registro da atividade elétrica cerebral para gerar sinais de controle de dispositivos externos [2]. Na Figura 1.1 é possível observar uma visão geral deste sistema e suas etapas.

Figura 1.1 _ Diagrama de blocos de um Sistema ICC.



Fonte: Autoria Própria.

A etapa inicial demonstrada pelo bloco aquisição de sinais eletroencefalográficos (EEG) consiste em medir sinais que contenham informação da atividade elétrica cerebral, a qual neste trabalho está relacionada aos padrões associados às atividades de imagética motora; Para esta finalidade posicionam-se eletrodos no escalpo do usuário e os sinais são medidos por um hardware de aquisição. No entanto, para que estes padrões de sinais EEG sejam observados, o usuário deve realizar alguma tarefa repetidas vezes.

Nesta monografia, tal tarefa é realizada com base em imagética motora, a qual pode ser definida como um estado dinâmico durante a imaginação que um indivíduo faz de uma determinada ação intencionada. Este fenômeno implica que o sujeito sinta que realmente está realizando a ação imaginada. [3]

Para tanto, neste trabalho o indivíduo imaginou o movimento das mãos esquerda e direita com o auxílio de um protocolo experimental bem definido que o guiou de tal forma que ele sabia qual das mãos deveria imaginar.

Como mostra a Figura 1.1, estes sinais EEG adquiridos no escalpo do usuário, após a execução da imaginação do movimento das mãos, são entregues para um computador para que as etapas de pré-processamento, extração de características, classificação e geração de sinais de ação (comandos) sejam realizadas. No pré-processamento, os sinais são filtrados com o objetivo de ressaltar as propriedades associadas à imagética motora em cada um dos sinais; na extração de características, apenas as características de interesse são mantidas e como consequência o sinal resultante apresenta menor dimensão, possibilitando melhor separação desses sinais para facilitar a distinção entre as classes imaginadas. A etapa de classificação consiste em associar as características calculadas anteriormente, a partir dos sinais EEG, a uma determinada classe, a qual pode corresponder a um estado mental específico.

Posteriormente, tem-se o bloco referente aos dispositivos, onde é possível gerar sinais de controle, que pode ser aplicado a algum dispositivo de interesse, como uma prótese, ou mesmo um *drone*.

1.1 MOTIVAÇÃO

A principal motivação para este tema está relacionada às diversas aplicações da tecnologia de Interface Cérebro-Computador, e a multidisciplinariedade requerida para o seu estudo, pois envolve diversos conhecimentos, como: Neurociência, Instrumentação Biomédica e processamento de sinais EEG.

Além disso, a ênfase dada para a etapa de Pré-processamento permite alcançar objetivos relacionados ao conforto do usuário exposto ao Sistema ICC, pois ao testar duas filtragens diferentes, verificou-se a possibilidade da utilização de um número menor de eletrodos.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é realizar o estudo e a implementação das etapas de aquisição e de processamento de sinais EEG de um sistema ICC baseado em imagética motora, que contempla a utilização de diferentes tipos de filtragens na etapa de pré-processamento a fim de observar o desempenho da taxa de classificação entre eles.

1.2.1 *Objetivos Específicos*

- Realizar a aquisição de sinais EEG associados à imagética motora;
- Estudar e implementar o processamento de sinais EEG associados à imagética motora no ambiente do *Software OpenVibe*;
- Realizar o estudo de diferentes tipos de filtragem temporal para um sistema ICC, para que posteriormente sejam implementados nesse sistema duas possibilidades: uma contendo apenas um filtro e outra um conjunto de filtros;
- Estudar e comparar as implicações da implementação dos diferentes tipos de Filtragem Temporal, além de observar a relação dessa diferença com o desempenho da taxa de classificação.

2. FUNDAMENTAÇÃO E REVISÃO TEÓRICA

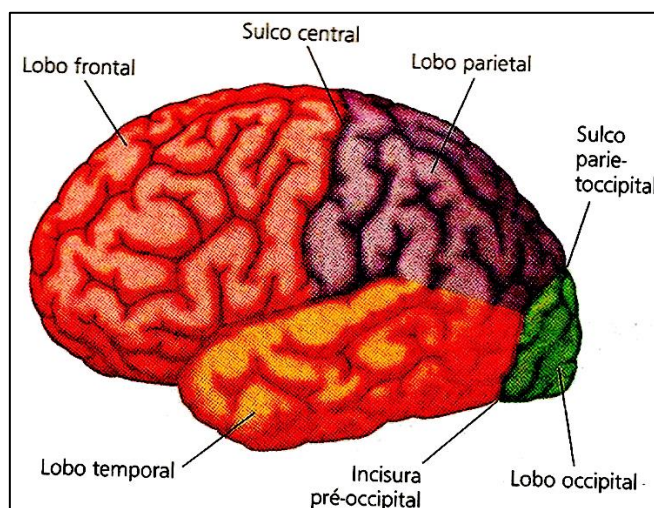
Neste capítulo é apresentada uma revisão do estado da arte referente às Interfaces Cérebro-Computador, abordando os assuntos mais relevantes sobre Neurociência.

2.1 O CÉREBRO E A IMPORTÂNCIA DOS NEURÔNIOS

O cérebro é um órgão imprescindível para o corpo humano, pois ele é o responsável por coordenar todos os órgãos e controlar muitas atividades voluntárias e involuntárias do nosso corpo. Ele também é responsável pelas ações complexas como pensamento, imaginação, movimento, memória, emoção e linguagem. [4]

Estas ações são possíveis devido às funções desempenhadas em cada região do cérebro. Por isso, a neurociência possui estudos sobre a sua divisão que é feita por sulcos profundos, ou fissuras, as quais dividem o cérebro em quatro lobos visíveis a partir da superfície. Estes lobos são o frontal, parietal, temporal, e occipital, como mostra a Figura 2.1. [5]

Figura 2.1 _ Lóbulos e Hemisférios do Cérebro.



Fonte: Retirada de Lent, 2001.¹

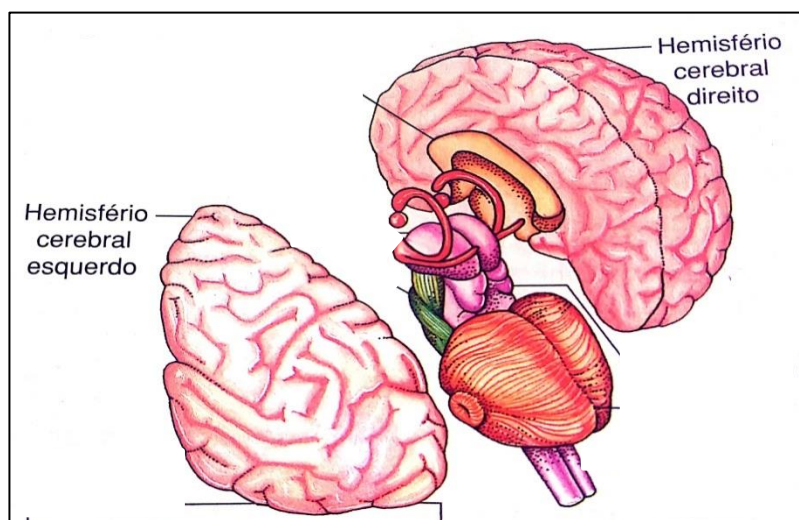
A divisão do cérebro em lobos é importante para a implementação do sistema ICC, pois os eletrodos são dispostos no escalpo do usuário de acordo com o comportamento que se deseja estudar, ou seja, de acordo com as regiões e suas funções.

¹ Lent, R. (2001). Cem bilhões de neurônios: conceitos fundamentais de neurociência. Atheneu, São Paulo.

Além dessa divisão há a divisão do cérebro por hemisférios, a qual foi proposta por Roger Sperry. Ele concluiu que o hemisfério esquerdo do cérebro é responsável pela interpretação “lógica” das situações, analisando assim, os dados e buscando as razões que justificam os acontecimentos. Dessa forma, seria o lado estratégico, analítico e realístico da visão de cada indivíduo, com base na descoberta de explicações precisas e objetivas para qualquer tipo de questionamento. [6]

No que se diz respeito ao hemisfério direito, ele concluiu que esta parte é responsável pela interpretação “emocional” das situações. Sendo assim, o uso do lado direito do cérebro está associado à criatividade, a imaginação, a visualização e a intuição. [6]

Figura 2.2 _ Os hemisférios do cérebro.



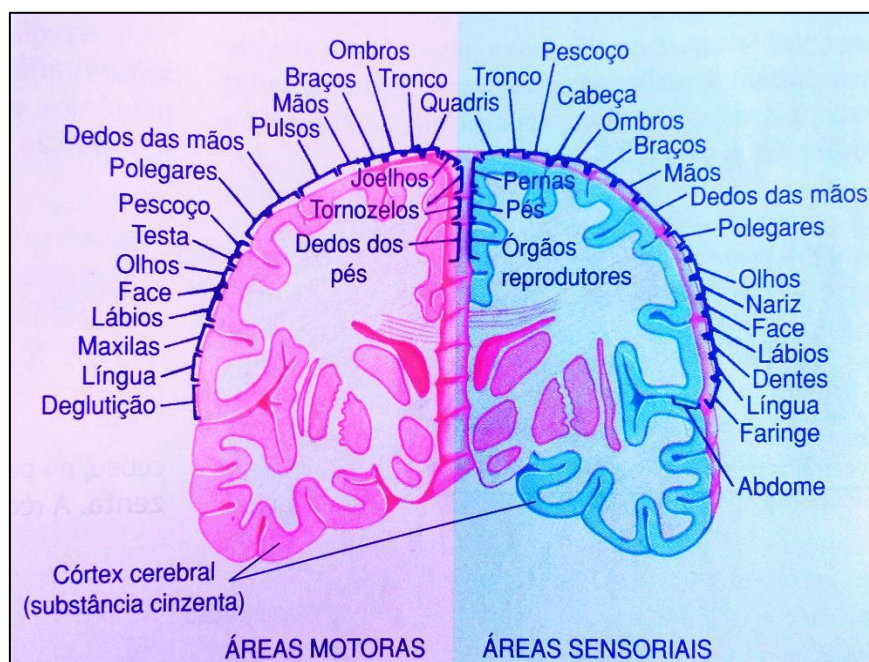
Fonte: Modificada de AMABIS E MARTHO, 2006.²

A divisão do cérebro por hemisférios é importante para algumas conclusões finais deste trabalho, pois a visualização e a imaginação predominantes do lado direito serão muito utilizadas durante a atividade experimental que o usuário irá desenvolver. Por isso, espera-se que o lado direito venha a ser recorrente, pois a imagética motora está relacionada à imaginação e a tarefa para estimulá-la requer uma atividade experimental que geralmente é feita a partir de dicas que podem ser “visualizadas” na tela do computador, estimulando assim, a visualização que se refere a linguagens não verbais, ou seja, imagens.

² AMABIS E MARTHO. Fundamentos da Biologia Moderna. 4ª Edição, Volume Único. São Paulo: Moderna, 2006.

Além dessas divisões, o cérebro também possui regiões com funções mais específicas, como é o caso da região central do cérebro que comporta as áreas motora e sensorial (Figura 2.3), as quais implicam na codificação de memória, na integração de informações sensoriais com respostas viscerais e na imaginação ou execução do movimento dos membros do corpo. [7]

Figura 2.3 _ Sulco Central do Cérebro contendo as áreas funcionais motoras e somatossensoriais.



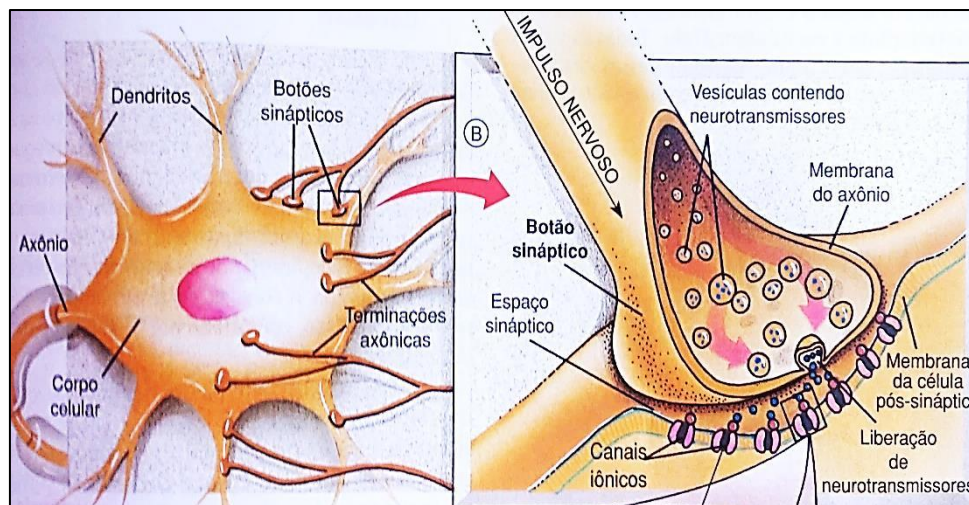
Fonte: Retirada de AMABIS E MARTHO, 2006. ³

Por isso, a necessidade de conhecer esta região, pois a região motora, ilustrada na Figura 2.3, é o alvo principal desta monografia e comportará as posições de interesse para a futura disposição dos eletrodos no escalpo do usuário.

Para que estas funções desempenhadas pelas regiões do cérebro possam ser estudadas e registradas é preciso que ao desenvolver a tarefa da imagética motora, o cérebro seja capaz de gerar impulsos elétricos que construam um padrão de sinal EEG. Estes impulsos, por sua vez, são causados pelas células nervosas, também conhecidas como neurônios, os quais estão ilustrados na Figura 2.4, que detalha a estrutura do neurônio composto por corpo celular, um axônio e dendritos. [4]

³ AMABIS E MARTHO. Fundamentos da Biologia Moderna. 4ª Edição, Volume Único. São Paulo: Moderna, 2006.

Figura 2.4 _ Estrutura dos Neurônio. a) Neurônio Motor. b) Neurônio Sensorial.



Fonte: Retirada de AMABIS E MARTHO, 2006.⁴

Os impulsos gerados pelos neurônios alteram seu potencial elétrico, e são usados para transmitir sinais por toda membrana dos nervos e músculos. Estes impulsos ocorrem através de dois fenômenos chamados de Potencial de ação e Sinapses. O primeiro fenômeno ocorre dentro dos neurônios através da despolarização rápida das membranas neuronais. Enquanto o segundo ocorre entre as terminações dos neurônios (dendritos), permitindo a conexão entre células vizinhas e a continuidade à propagação do impulso nervoso por toda a rede neuronal através de mudanças lentas no potencial de membrana, onde gera o potencial pós-sináptico excitatório (EPSP) e o potencial pós-sináptico inibitório (IPSP). [8]

Segundo GOMES 2015, a atividade das ondas captadas no EEG é causada pelo fluxo de corrente devido à atividade somada do EPSP e IPSP nas sinapses dendríticas.

2.1.1 O Eletroencefalograma e os Ritmos Cerebrais

Essas atividades elétricas encefálicas que se modificam de acordo com o estado funcional do cérebro foram notadas por Hans Berger (Jena), o qual descobriu que era possível registrar essas fracas correntes elétricas geradas no cérebro humano, sem abrir o crânio, e mostrá-las na forma de um registro em gráfico. Berger denominou a esta nova forma de registro fisiológico de eletroencefalograma. [9]

⁴ AMABIS E MARTHO. Fundamentos da Biologia Moderna. 4ª Edição, Volume Único. São Paulo: Moderna, 2006.

O sinal EEG é o biopotencial mais tênue e complexo existente, tem como características marcantes a baixíssima amplitude (ordem de microvolts). Por ser um sinal tão sutil, possui inúmeras dificuldades para sua obtenção. Destacadamente, as fontes de ruídos fisiológico e eletrônico. Os fisiológicos são distorções de movimento e ruído resultantes da atividade elétrica muscular, que podem surgir do simples movimento da musculatura do globo ocular e até mesmo da atividade elétrica do coração. Os eletrônicos são as linhas de força (60Hz), indução eletromagnética e radiofrequências dos equipamentos de aquisição deste sinal e do próprio computador ligado a rede de energia. [10].

Os ritmos cerebrais representam a resultante de vários tipos de atividades elétricas cerebrais que, por sua vez, refletem em numerosas operações neurais. As características desses ritmos, como a amplitude e as frequências, mudam em função do estado do cérebro, por exemplo, observam-se diferenças entre o estado de vigília e o período de sono. Essas características também podem se alterar de acordo com a idade do usuário. [11]

Diferentes ritmos cerebrais são identificados de acordo com a faixa de frequência em que se encontra o sinal EEG, como mostra a Figura 2.5. Os mais difundidos na literatura são os ritmos: delta (δ), theta (Θ), mu (μ), alpha (α), beta (β) e gama (γ). [12]

Figura 2.5 _ Ritmos Cerebrais.

Delta (δ)	→	0.5 – 4 Hz
Theta (Θ)	→	4 – 7.5 Hz
Mu (μ)	→	7 - 11Hz
Alfa (α)	→	8 - 13 Hz
Beta (β)	→	14 - 30 Hz
Gama (γ)	→	Acima de 30 Hz

Fonte: Modificado de PRADA, 2010⁵.

O ritmo δ é o mais lento, composto por ondas com frequência igual ou inferior a 4 Hz. Este ritmo ocorre mais frequentemente na infância, mas aparece também no sono

⁵ PRADA, Bruno Miguel Lopes. Interface Cérebro Computador não-invasiva baseada em OpenVibe. Departamento de Electrónica, Telecomunicações e Informática. Universidade de Aveiro, 2010.

profundo e nas enfermidades cerebrais graves. O ritmo Θ possui frequência situada entre 4 e 7.5 Hz, onde seu surgimento está associado a estados de sonolência mais comuns na infância. [13]

O ritmo μ tem frequência entre de 7 a 12 Hz e sua amplitude varia entre 20 e 60 μ V. Seu aparecimento está relacionado aos sistemas sensorial e motor. Logo, é suficiente um estímulo sensorial ou o movimento de um membro para que este ritmo se atenua ou desapareça na região central do cérebro. [14]

O ritmo α possui uma faixa de frequência de 8 a 12 Hz, semelhante a do ritmo μ . No entanto, se difere do anterior por não ter relação com as funções da região central do cérebro, pois este ritmo é indicador dos estados concentrado e relaxado, sendo mais proeminente em usuários que executam a tarefa de fechar os olhos. Sua amplitude se atenua com a abertura dos olhos, com ansiedade, com sons estranhos e outras atividades que gerem atenção e/ou concentração. [1]

O ritmo β se situa na faixa de frequência de 14 a 30 Hz e alcança amplitudes de 30 μ V. Este tipo de onda está associado à consciência normal de vigília, a um estado elevado de alerta, ao estado de despertar e também com a atenção, foco, resolução de problemas e estado de pânico. É o ritmo que a maioria dos adultos opera, pois demonstra que estão acordados, trabalhando ou planejando. [1]

Por fim, o ritmo γ é o menos interpretado pela literatura devido a sua maior complexidade, onde estudos mostram que este ritmo pode ter ligação com os estados de consciência e percepção. [13]

Devido o fenômeno a ser observado neste trabalho contemplar a imaginação do movimento motor das mãos, serão os ritmos μ e β que delimitarão a frequência de interesse para o estudo desses sinais EEG que serão adquiridos do escalpo do usuário.

2.1.2 *Estratégia mental*

A tarefa de medir sinais EEG é bastante complexa devido à amplitude desses sinais e à quantidade de ruídos que podem interferir na qualidade e identificação do mesmo. Os padrões mais difundidos nas literaturas podem ser obtidos através de estratégias mentais, onde as principais se referem à atenção seletiva e à imagética motora. Na atenção seletiva os mais utilizados são o Componente de Potenciais Relacionados ao Evento (P300) e os Potenciais Evocados Visuais de Estado

Estacionário (SSVP). Enquanto a imagética motora abrange a Dessincronização/Sincronização Relacionadas ao Evento (ERD/ERS).

Na P300 apresentam-se estímulos visuais, onde o usuário deve focar a atenção através do olhar para apresentar um potencial, onde cada estímulo visual pode apresentar diferentes propriedades, como por exemplo, frequências de oscilação distintas, gerando assim, diferentes comandos. [15, 16]

No SSVP apresentam-se estímulos que piscam sucessivamente, cada um com seu determinado instante de tempo, onde o usuário foca a sua atenção em um desses estímulos, criando um padrão de potencial elétrico observado aproximadamente a 300ms após a realização do estímulo. [15, 16]

A atenção seletiva possui como principal vantagem a elevada confiabilidade em relação às várias sessões de execução da atividade cerebral e usuários que possam vir a utilizar o sistema, pois se utiliza pouco ou nenhum treinamento por parte do usuário. Por outro lado, sua utilização é desvantajosa por incluir a necessidade de estímulos externos, que podem incomodar o usuário e pode ocasionar a necessidade de se mudar o olhar. Por isso, essa estratégia não será utilizada neste trabalho. [15, 16]

Em contrapartida, há a estratégia mental baseada em imagética motora, a qual será utilizada nesta monografia, e que consiste na ativação da região motora quando há a imaginação de um determinado movimento sem que haja a sua execução.

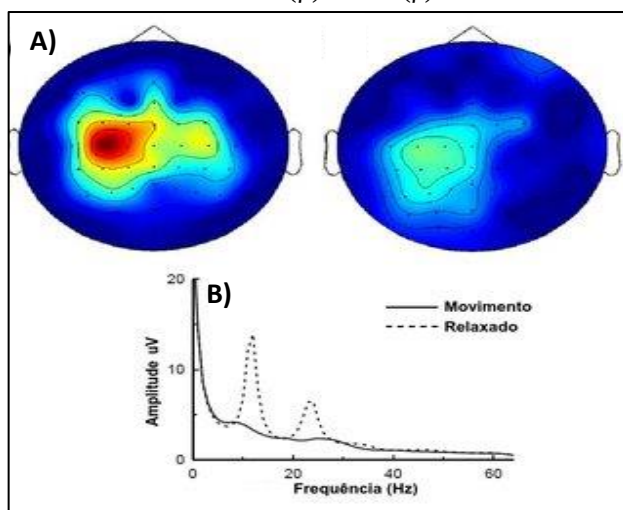
Ela foi escolhida por não precisar de estímulos externos e por possuir um padrão mais definido, onde literaturas mostram que as ondas geradas por esta estratégia alteram a atividade do córtex cerebral, de modo que, a intensidade dos seus ritmos cerebrais se encontrem limitados entre os ritmos μ e β , ou seja, aproximadamente entre 8 e 30Hz. Estes ritmos diminuem sua intensidade quando o usuário imagina o movimento de partes do corpo (neste trabalho, por exemplo, será imaginado o movimento das mãos esquerda e direita), causando o ERD. Quando não se imaginam estes movimentos ou quando se deixa de imaginá-los há um aumento na intensidade destes ritmos, causando a ERS. [15, 16]

As desvantagens incluídas nesta estratégia se referem aos usuários, que por sua vez, precisam de bastante treinamento para a execução da tarefa de imaginação. Geralmente, nas primeiras simulações, os usuários executam o movimento ao invés de imaginá-lo. Depois vão de forma gradativa se familiarizando com a atividade de imagética motora.

A Figura 2.6 demonstra o fenômeno da Dessincronização/Sincronização Relacionadas ao Evento, onde o mapa topográfico em A da esquerda mostra o caso em que o usuário está relaxado, observando assim, uma elevação na magnitude em torno do córtex motor identificada pelas cores quentes; E o mapa da direita mostra o caso em que o usuário está movimentando a mão direita, nota-se assim que os picos de magnitude são atenuados, demonstrado pelo aparecimento de somente cores frias.

Essa figura ainda apresenta em B um gráfico do espectro da amplitude do sinal na frequência, o qual é medido sobre o córtex motor para estes casos, que ilustra os fenômenos de ERD através da linha contínua que representa o estado em movimento, e de ERS através da linha pontilhada que representa o estado relaxado e apresenta uma proeminência na amplitude do sinal EEG.

Figura 2.6 _ Dessincronização e Sincronização ocorridas no trecho abrangidos pela frequência dos Ritmos Mu(μ) e Beta (β).



Fonte: Modificada de Duarte, Rafael (2015).⁶

⁶ Duarte, Rafael. (2015). INTERFACE CÉREBRO MÁQUINA HÍBRIDA UTILIZANDO AMPLIFICADOR EEG DE BAIXO CUSTO. 10.13140/RG.2.1.2749.6487.

3. MATERIAIS, MÉTODOS E IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA ICC

Neste capítulo serão apresentados, os métodos existentes na literatura e os métodos utilizados neste trabalho para cada etapa (Aquisição, Processamento de Sinal e Aprendizagem de Máquina) do Sistema ICC.

3.1 ETAPA DE AQUISIÇÃO DO SINAL

Para aquisição do sinal existem dois métodos: o invasivo e o não invasivo. O método não-invasivo é realizado através da colocação de eletrodos no couro cabeludo, com auxílio de uma pasta condutora que, além de fixá-los, permite a aquisição adequada dos sinais que constituem a atividade elétrica cerebral. O método invasivo consiste em executar um procedimento cirúrgico chamado craniotomia, onde tanto o crânio quanto as membranas que envolvem o cérebro precisam ser cortados para a instalação dos eletrodos. [17]

O método invasivo possui menos artefatos e também uma possibilidade de obter sinais com amplitudes bem maiores que os do método não-invasivo. No entanto, sua utilização seria inviável para este trabalho por apresentar procedimentos cirúrgicos.

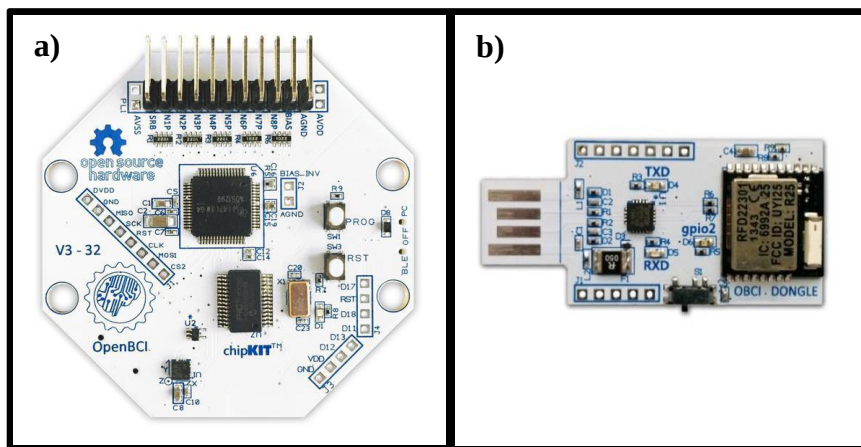
Para o estudo de sinais EEG optou-se pelo método não invasivo, pois ele é amplamente difundido na neurociência, possui relativamente baixo custo e não causa danos permanentes ao usuário.

3.1.1 *Hardware de Aquisição*

O *hardware* utilizado para a aquisição dos sinais deve apresentar como principais características: ser de baixo custo, portátil (leve) e comparativamente fácil de manipular, possibilitando a coleta de sinais mesmo por pessoas com pouca experiência. Por esses motivos e devido a escolha pelo método não-invasivo, optou-se por realizar a aquisição de dados com a placa *Cyton*, da empresa *OpenBCI*. Ela contém 8 canais e é compatível com o arduíno, possui um processador de 32 bits, onde os dados são amostrados em 250Hz. Ela pode ser usada para amostrar a atividade cerebral (EEG), a qual é o interesse deste trabalho, e também, pode amostrar atividade muscular (EMG) e atividade cardíaca (ECG). [18]

A Placa *Cyton*, ilustrada na Figura 3.1a), se comunica sem fio a um computador através do *dongle USB OpenBCI*, ilustrado na Figura 3.1b), usando módulos de rádio *RFDuino*. Também é possível comunicar-se sem fio com qualquer dispositivo móvel ou *tablet* compatível com *Bluetooth Low Energy* (BLE). Além da possibilidade de conectar o *OpenBCI Módulo Daisy* ampliando o número até 16 canais. [18]

Figura 2.7 a) Placa *Cyton* com b) *Dongle USB OpenBCI*.



Fonte: Retirada do site shop.openbci.com.⁷

Outro fator importante que complementa o *hardware* é o tipo de eletrodo a ser utilizado no escalpo do usuário. Atualmente, há diferentes tipos de eletrodos difundidos na literatura, como os: polímeros adesivos, de prata e cloreto de prata e banhados a ouro. [19]

Os polímeros adesivos podem ser condutores se forem introduzidos íons metálicos em sua estrutura. Por isso, para a criação de eletrodos deste tipo é necessário o cobrir de uma camada metálica de alumínio ou prata na parte externa para fechar o contato. Como vantagem, esses eletrodos possuem baixo custo, por outro lado, há a desvantagem de possuírem grande resistividade, induzindo assim, a desaprovação do seu uso para sinais de alto ruído ou suscetíveis a erros de medida por movimento. [19]

Os eletrodos de prata e cloreto de prata possuem os mais baixos e estáveis potenciais de junção. Junto a eles, geralmente, são utilizados um gel composto de cloreto de sódio ou de potássio para produzir uma boa condutividade e baixo potencial de junção. Eles são bastante empregados na obtenção de eletrocardiograma. [19]

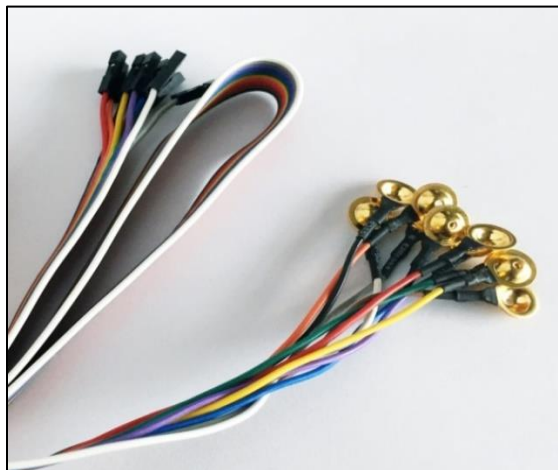
Os eletrodos banhados a ouro são bons condutores e inertes. Produzidos em formatos pequenos para serem usados em EEG sendo presos no escalpo e com espaço

⁷ Disponível em: <https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/cyton-biosensing-board-8-channel?variant=38958638542> Acesso em dez. 2018.

para conter o gel condutor pelo seu formato em copo. Tem como desvantagem potenciais de junção mais altos do que os eletrodos de prata-cloreto de prata e maior custo. [19]

De maneira específica, neste trabalho, optou-se pelos eletrodos copo de ouro da empresa *OpenBCI*, ilustrados na Figura 3.2, pois são pequenos e capazes de serem presos no escalpo e apresentam melhor condutividade. [18]

Figura 3.2 _ Eletrodos Copo de Ouro *OpenBCI*.



Fonte: Retirada do site shop.openbci.com.⁸

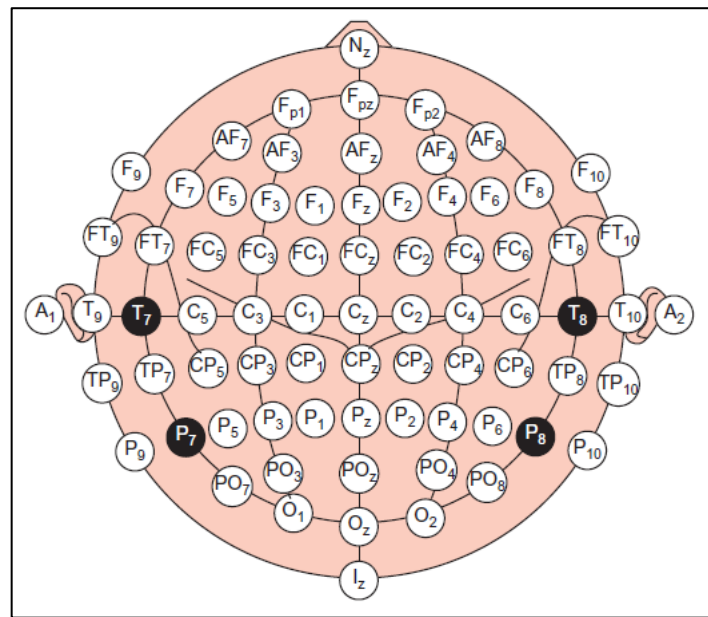
Tendo todos estes materiais em mão, o próximo passo é definir a disposição dos eletrodos no escalpo do usuário e quantos são necessários. Para este caso de medição de sinais EEG existem sistemas de padronização denominados: sistema 10-20 e sistema 10-10. [1, 20]

Em registros prolongados, para o estudo de regiões cerebrais específicas, muitas vezes se faz necessária uma cobertura mais ampla da superfície encefálica. Para tal finalidade utiliza-se o sistema 10-10, sistema adotado neste trabalho, no qual a colocação dos eletrodos se baseia nos mesmos pontos de referência do sistema 10-20, mas com a adição de eletrodos intermediários. [1, 20]

O sistema escolhido está ilustrado na Figura 3.3, onde os números pares indicam os eletrodos a serem colocados à direita do cérebro e os números ímpares indicam os que devem ser colocados à esquerda. As letras dentro destes círculos relacionam a posição deste eletrodo aos lobos, onde *F* corresponde ao Lobo frontal, *T* ao temporal, *P* ao parietal e *O* ao occipital, e *C* corresponde à região central do cérebro. [20]

⁸ Disponível em: <https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/openbci-gold-cup-electrodes?variant=9056028163>. Acesso em dez. 2018.

Figura 3.3 _ Sistema 10-10 para posicionar dos eletrodos.



Fonte: Retirada de J. Clin. Neurophysiol, 1991.⁹

A escolha das posições para os eletrodos provém do tipo de atividade mental a ser desenvolvida, por isso como se deseja estimular a imaginação de um movimento motor, o mais apropriado é que se utilize a região central como ponto de partida.

Neste trabalho foram utilizados oito eletrodos, possibilitando assim, a leitura de oito canais no momento da execução dos cenários que estão descritos no anexo I. A seguir, encontra-se a tabela que descreve a cor e numeração do eletrodo e a sua posição no sistema 10-10.

Tabela 3.1 _ Definição dos canais escolhidos.

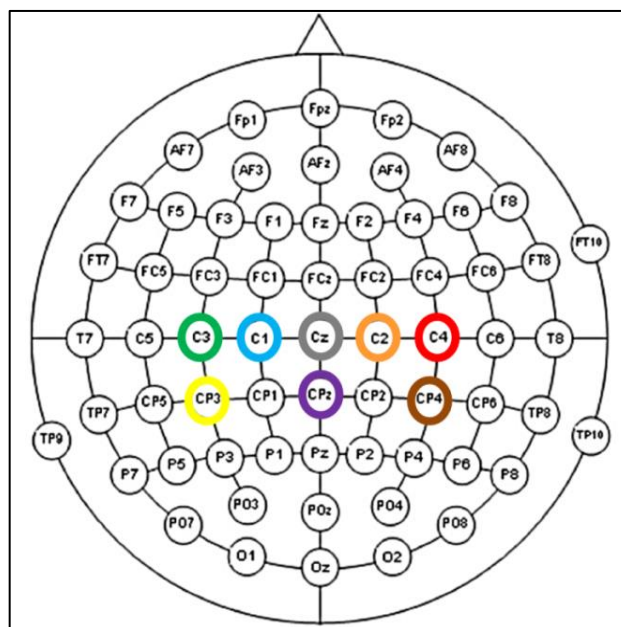
Nº DO CANAL	COR DO ELETRODO	POSIÇÃO NO SISTEMA 10-10
01	CINZA	C _z
02	ROXO	CP _z
03	AZUL	C ₁
04	VERDE	C ₃
05	AMARELO	CP ₃
06	LARANJA	C ₂
07	VERMELHO	C ₄
08	MARRON	CP ₄

Fonte: Autoria Própria.

⁹ F. Sharbrough, G. Chatrian, R. Lesser, H. Luders, M. Nuwer, T. Picton, American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature, J. Clin. Neurophysiol. 8 (1991) 200-202.

Para melhor visualização e interpretação desta tabela, a disposição dos eletrodos está exibida na Figura 3.4. Para executar a fixação dos eletrodos é necessário o auxílio da referência [21], a qual explica como realizar a medição do crânio e como achar a posição destes eletrodos no escalpo de maneira mais precisa.

Figura 3.4 _ Esquemático da distribuição dos eletrodos no escalpo.



Fonte: Modificada de A Demin, S & Panishev, O & Yu Demina, N, 2016.¹⁰

3.1.2 Software para implementação do sistema ICC

Junto a estes materiais foi necessário a utilização de um suporte computacional capaz de trabalhar com problemas relacionados à área de sistemas ICC. Para tanto, utilizou-se o *software OpenVibe*, o qual permite projetar e testar esses sistemas. Ele também foi escolhido por conter o código aberto e por possibilitar a execução de etapas em blocos pré configurados, facilitando assim a montagem de cenários para cada etapa do sistema ICC. [22]

Além disso, um dos obstáculos deste trabalho incluía o êxito da comunicação entre um *hardware* e um *software* que fossem capazes de proporcionar um ambiente para o estudo e implementação de sistemas ICC, e o *OpenVibe*, por sua vez, traz em

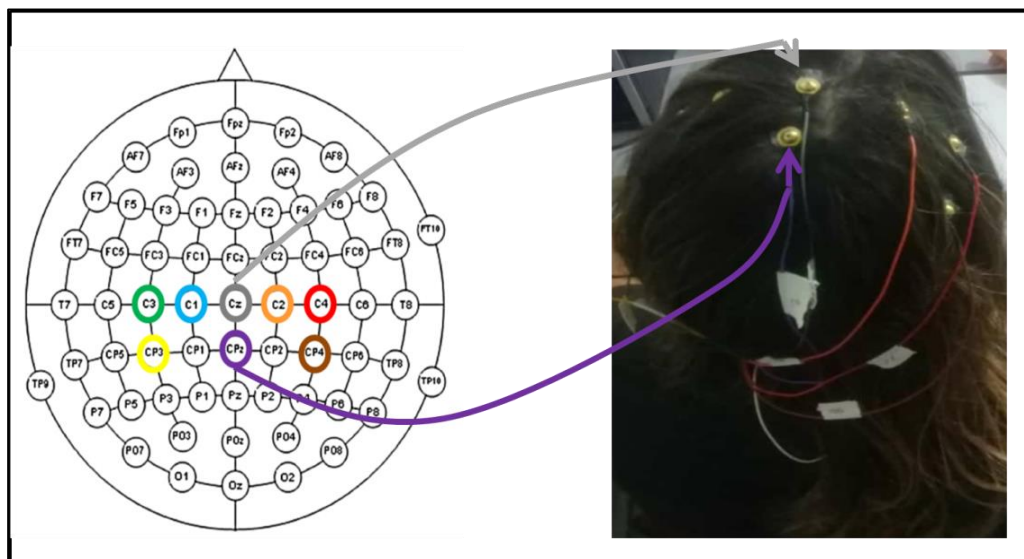
¹⁰ A Demin, S & Panishev, O & Yu Demina, N. (2016). *Cross MFF—Analysis in studying the obsessive-compulsive disorder*. *Journal of Physics: Conference Series*. 741. 012073. 10.1088/1742-6596/741/1/012073.

suas configurações a compatibilidade com a Placa *OpenBCI Cyton*. Logo, mais um ponto positivo para sua utilização. [22]

3.1.3 Implementação da aquisição de sinais

Os eletrodos foram dispostos no escalpo do usuário, respeitando suas medidas cranianas, a região de interesse (região motora) e obedecendo à particularidade dos eletrodos “copos de ouro”, os quais requerem a utilização do gel condutor. Assim, foi possível obter o resultado ilustrado na Figura 3.5, onde é possível observar a correspondência entre a posição dos eletrodos C_z e C_{pz} no Sistema 10-10 e no escalpo do usuário.

Figura 3.5 _ Eletrodos fixados no escalpo do usuário.



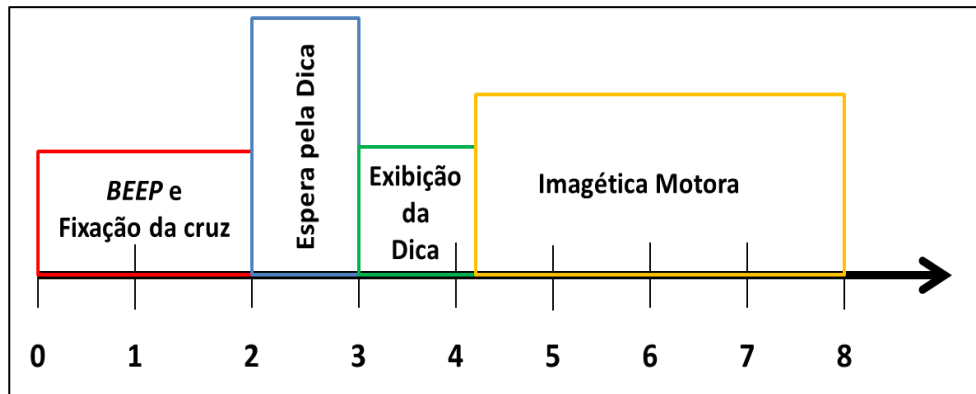
Fonte: Autoria Própria.

A próxima etapa foi observar a qualidade dos sinais de EEG através do monitoramento oferecido por um dos cenários do *OpenVibe*, descrito no anexo I. Em seguida, o usuário começou a aprender e executar o protocolo experimental, e posteriormente, passou pelo próximo cenário que grava estes sinais EEG.

O protocolo experimental citado no parágrafo anterior está ilustrado na Figura 3.6, a qual ilustra o tempo, em segundos, de cada etapa da atividade experimental. Nela é possível verificar que os dois segundos iniciais são para o soar de um *beep*, o qual perdura por milésimos de um segundo, e para a fixação de uma cruz na tela do computador. Depois disso, há um segundo de espera para a apresentação da dica, a qual

é exibida em seguida por 1,250 segundos no formato de uma seta. E por fim, o usuário deve executar a Imagética Motora pelos próximos 3,750 segundos.

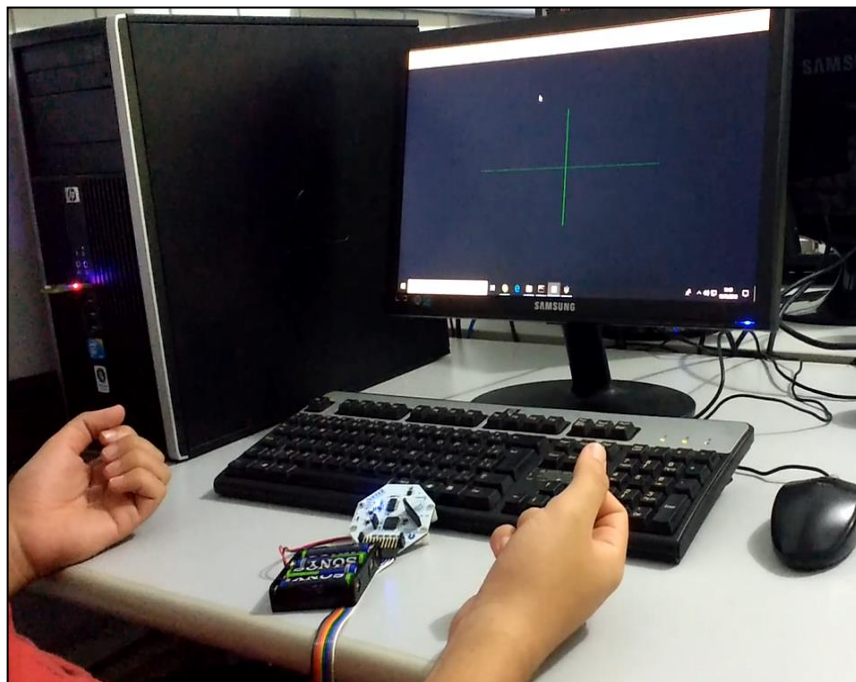
Figura 3.6 _ Protocolo Experimental.



Fonte: Autoria Própria.

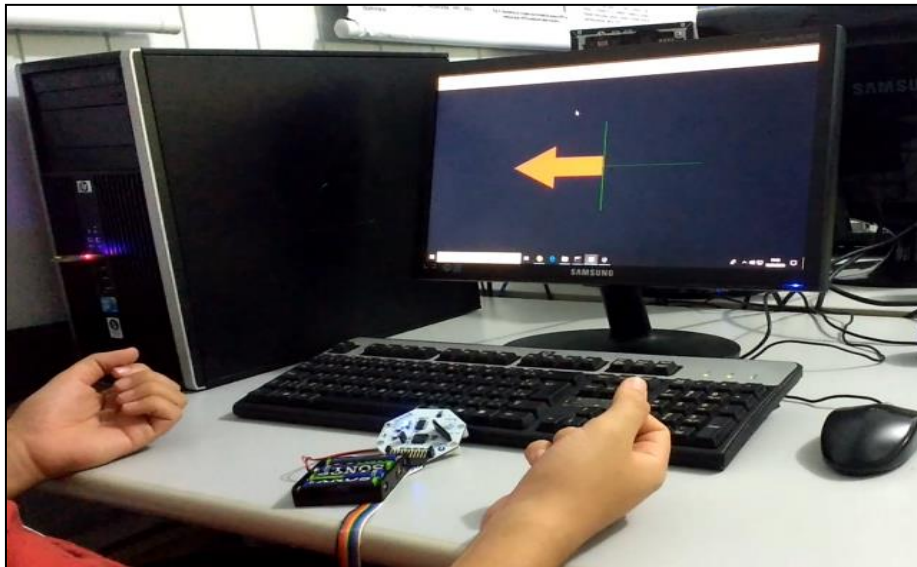
Este protocolo foi seguido pelo usuário para criar o banco de dados do sistema ICC com sinais EEG para o treinamento e validação dos cenários posteriores a este. A execução deste protocolo está ilustrada nas Figuras 3.7 e 3.8, onde é possível verificar, respectivamente, os três primeiros segundos e a dica da simulação do protocolo.

Figura 3.7 _ Usuário durante os três primeiros segundos da simulação no cenário de aquisição dos sinais.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 3.8 _ Usuário durante a primeira dica (dica para imaginar o movimento da mão esquerda).



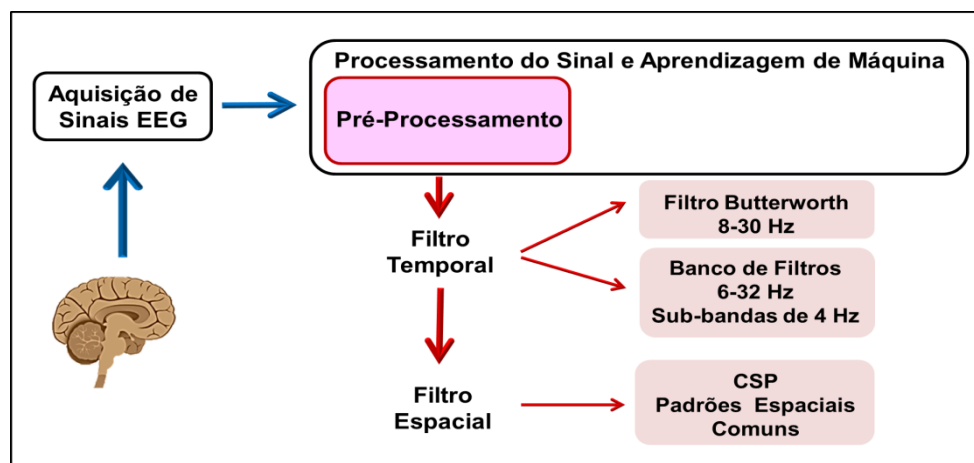
Fonte: Autoria Própria.

3.2 ETAPA DE PROCESSAMENTO DE SINAIS EEG

Para descrever esta etapa é preciso adotar estes sinais EEG adquiridos com notações matemáticas. Por isso, é importante imaginar que este sinal é armazenado em forma de uma Matriz, a qual será designada de $Z_{[p \times q]}$, onde a ordem desta matriz depende do número de canais (p) e do número de amostras (q) desse sinal.

Após a etapa de aquisição, a próxima etapa está relacionada ao pré-processamento desse sinal, a qual se subdivide em dois tipos de filtragem: temporal e espacial, como mostra a Figura 3.9.

Figura 3.9 _ Detalhes da Etapa de Pré-Processamento.



Fonte: Autoria Própria.

3.2.1 Filtragem temporal

A Figura 3.9 demonstra que a primeira etapa do pré-processamento se refere à filtragem temporal, a qual contempla umas das configurações mais importantes deste trabalho, pois os sinais que são adquiridos no escalpo do usuário possuem diversos ruídos, precisando assim, da implementação de um filtro que trate desses ruídos e que opere na faixa de frequência de interesse. Dessa forma, o filtro foi configurado no *OpenVibe* obedecendo a banda de 8 a 30 Hz e as limitações do *software*, pois o mesmo disponibiliza somente dois tipos de filtros digitais: *Butterworth* e *Chebyshev*.

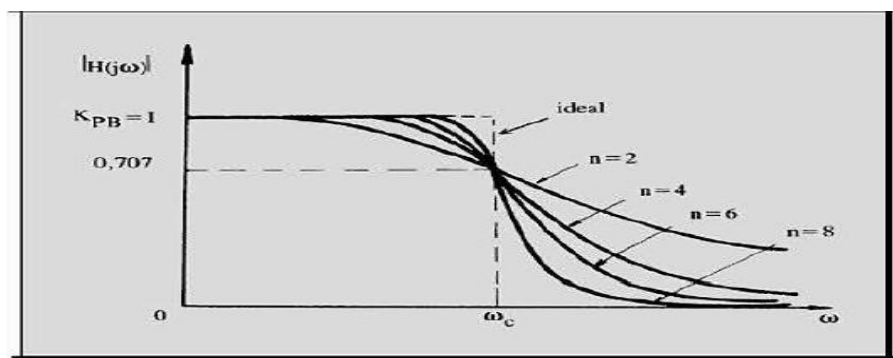
3.2.2 Escolha do filtro digital

O filtro *Butterworth* apresenta a função-resposta da Equação 3.1, onde K_{PB} é o ganho do filtro *PB* quando a frequência ω é nula; ω_c é a frequência de corte ($\omega_c = 2\pi f_c$) e n é a ordem do filtro. [23]

$$|H(j\omega)| = \frac{K_{PB}}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}} \quad \text{Equação 3.1}$$

Vale ressaltar que a ordem de um filtro é dada pelo número de redes de atraso presentes em sua estrutura, e que quanto maior for a ordem de um filtro, mais a sua resposta se aproximará das curvas ideais, mostradas na Figura 3.10. [23]

Figura 3.10 _ Curvas ideais para $K_{PB} = 1$ e $n = 2, 4, 6$ e 8 .



Fonte: Retirada de PERTENCE JÚNIOR, 2003.¹¹

¹¹ PERTENCE JÚNIOR, ANTÔNIO. Eletrônica analógica: amplificadores operacionais e filtros ativos: teoria, projetos, aplicações e laboratório. Porto Alegre. Bookman, 2003.

Observando a figura anterior, concluiu-se que as respostas se aproximam gradativamente da resposta ideal de um filtro *PB*, à medida que n aumenta. Além disso, pela Figura 3.10 notou-se que a resposta do filtro *Butterworth* é a mais plana possível, pois suas curvas não possuem nenhum tipo de ondulação (*ripple*), e que a resposta plana máxima ocorre nas vizinhanças do ponto $\omega = 0$. [23]

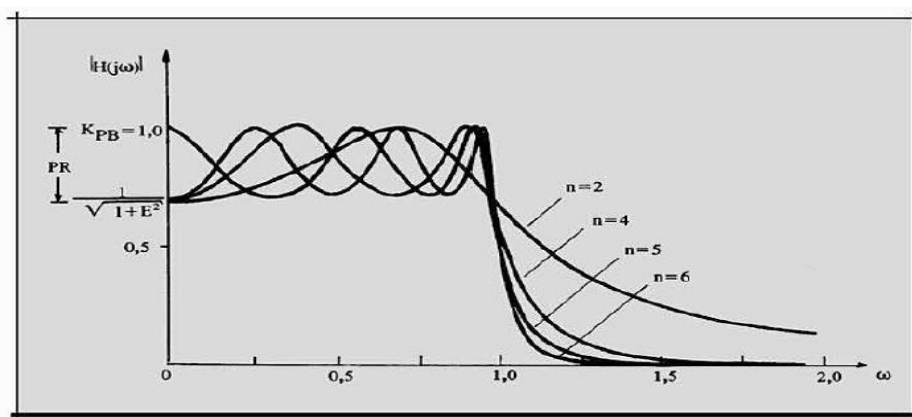
O filtro *Chebyshev* apresenta a função-resposta da Equação 3.2, onde K_{PB} é o ganho do filtro *PB* quando a frequência ω é nula; ω_c é a frequência de corte; E é uma constante que define a amplitude (PR) dos *ripples* presentes na faixa de passagem, e C_n é o chamado polinômio de *Chebyshev* dado pela Equação 3.3.

$$|H(j\omega)| = \frac{K_{PB}}{\sqrt{1 + E^2 C_n^2(\frac{\omega}{\omega_c})}} \quad \text{Equação 3.2}$$

$$C_n(\omega) = \cos(n \arccos \omega) \quad \text{Equação 3.3}$$

A figura a seguir representa o comportamento dessa função-resposta, onde é possível observar que o número de *ripples* presentes na faixa de passagem é igual à ordem do filtro. Já a amplitude dos *ripples* (PR) depende do parâmetro E . Dessa forma, o filtro *Chebyshev* possui melhor definição nas vizinhanças de ω_c , ou seja, sua transição próxima à frequência de corte é aguda.

Figura 3.11 _ Curvas do Filtro *Chebyshev* para $K_{PB} = 1$ e $n = 2, 4, 5$ e 6 .



Fonte: Retirada de PERTENCE JÚNIOR, 2003.¹²

¹² PERTENCE JÚNIOR, ANTÔNIO. Eletrônica analógica: amplificadores operacionais e filtros ativos: teoria, projetos, aplicações e laboratório. Porto Alegre. Bookman, 2003.

Analisando as características dos dois filtros, escolheu-se o filtro *Butterworth* por apresentar uma resposta mais plana em relação ao filtro *Chebyshev*. Já para a ordem do filtro escolhido, optou-se por $n = 5$, pois esta ordem já conseguia comportar bem o sistema criado. Vale ressaltar que seriam obtidos resultados ainda melhores com o aumento da ordem do filtro, porém os custos computacionais são elevados na mesma proporção.

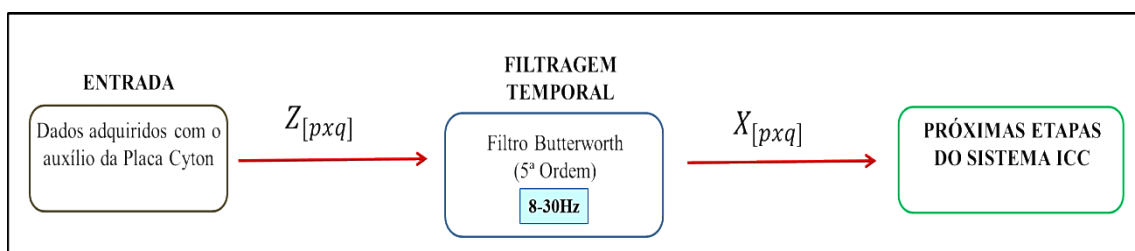
3.2.3 Implementação da filtragem temporal

Além da escolha do tipo de filtro, nesta etapa de implementação optou-se por testar quantidades distintas de filtros *Butterworth*. No primeiro caso, os sinais EEG foram filtrados por um filtro com banda entre 8 e 30 Hz, e no segundo por um banco de filtros, os quais abrangeram aproximadamente a mesma faixa de frequência, a qual foi dividida em sub-bandas com largura de 4 Hz cada: 6-10Hz, 8-12Hz, 10-14Hz, 12-16Hz, 14-18 Hz, 16-20Hz, 18-22Hz, 20-24Hz, 22-26Hz, 24-28Hz, 26-30Hz e 28-32Hz.

A escolha pela implementação deste conjunto de filtros provem de estudos que afirmam que há sub-bandas dentro do intervalo de frequência de 8-30 Hz que apresentam maior relevância na classificação de imagética motora e, além disso, o comportamento espectral da ERD e ERS podem variar dentre os indivíduos, logo há a possibilidade de visualizar esses fenômenos em diferentes sub-bandas. [24]

Os sinais filtrados pelo filtro *Butterworth* foram representados matematicamente pela matriz $X_{[pq]}$, como ilustra a Figura 3.12, a qual possui o mesmo número de canais e amostras que a matriz anterior, mas que estão limitados na banda estabelecida pela filtragem, ou seja, entre 8 e 30 Hz.

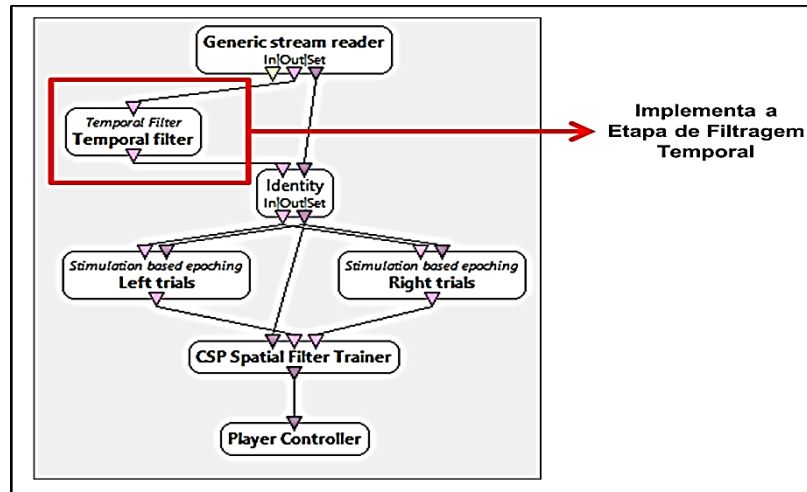
Figura 3.12 _ Filtragem temporal utilizando um filtro *Butterworth* de 5ª ordem com frequência de corte de 8 e 30 Hz.



Fonte: Autoria Própria.

As configurações deste filtro foram inseridas no bloco destacado na Figura 3.13 do cenário disponibilizado pelo *OpenVibe*, o qual está detalhado no anexo I deste trabalho.

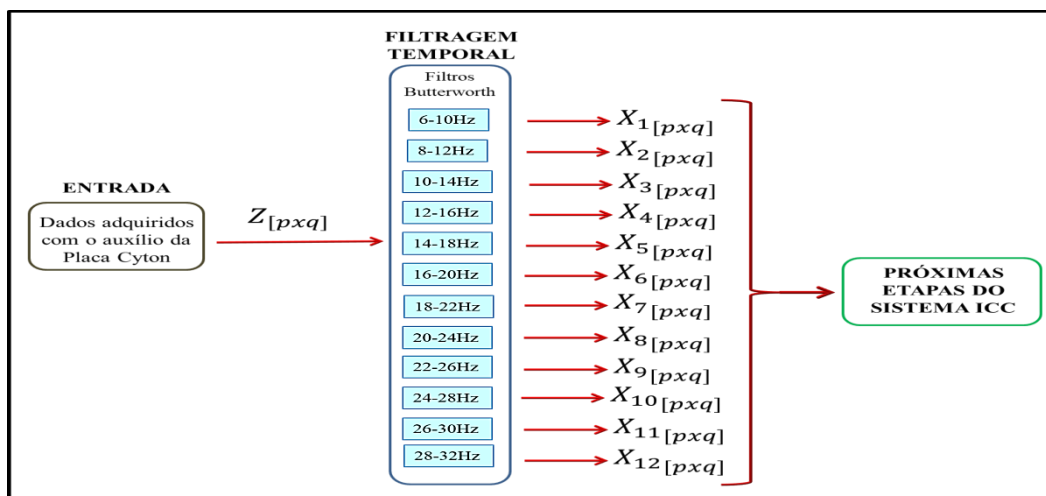
Figura 3.13 _ Cenário do *OpenVibe* com ênfase no bloco *Temporal filter* responsável pela etapa de filtragem temporal.



Fonte: Autoria Própria.

Os sinais filtrados pelo banco de filtros também podem ser representados por uma matriz $X_{[pxq]}$. No entanto, como mostra a Figura 3.14, é importante observar que as saídas de cada filtro tem esta representação, as quais são concatenadas de $X_1_{[pxq]}$ até $X_{12}_{[pxq]}$ para só então passar a ser a entrada da próxima etapa do sistema ICC.

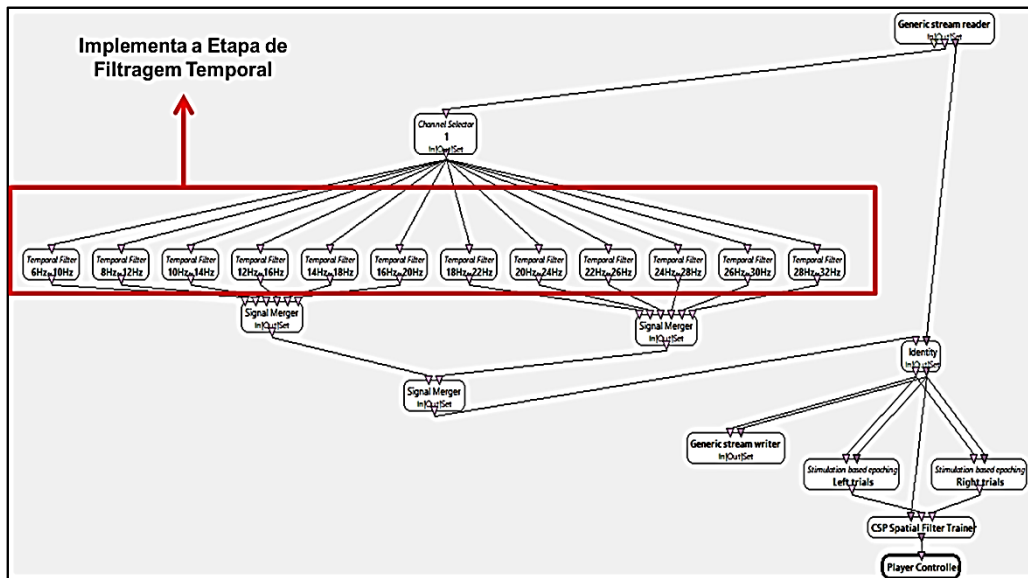
Figura 3.14 _ Filtragem temporal utilizando um banco de filtros *Butterworth* com largura de 4 Hz.



Fonte: Autoria Própria.

As configurações deste banco de filtros foram inseridas nos blocos destacados na Figura 3.15 do cenário disponibilizado pelo *OpenVibe*, o qual está detalhado no anexo I deste trabalho.

Figura 3.15 _ Cenário do *OpenVibe* com ênfase nos blocos *Temporal filter* responsáveis pela etapa de filtragem temporal e funcionando como um banco de filtros.



Fonte: Autoria Própria.

3.2.4 Definição e implementação da filtragem espacial

A próxima etapa dentro do pré-processamento é a filtragem espacial, a qual foi composta pelo algoritmo padrão espacial comum (CSP), o qual visa projetar a informação contida em um conjunto de dados em um pequeno número de padrões que oferecem informação a respeito da disposição espacial dos valores em um conjunto reduzido de características que servem para discriminar os sinais de entrada entre duas classes. [25, 26] Esse conjunto de dados se refere às tentativas de acerto das classes propostas pela imagética motora: classe da mão esquerda e classe da mão direita.

Baseando-se em [27] deste trabalho, utilizou-se a formulação matemática deste algoritmo estabelecendo relação com as matrizes obtidas. Desta forma, foi utilizado para a entrada do CSP a matriz $X_{[p \times q]}$, a qual passará pela equação de filtragem espacial dada por:

$$Y_{[p \times q]} = W_{[p \times p]}^T X_{[p \times q]} \quad (\text{Equação 3.4})$$

onde $Y_{[p \times q]}$ é a matriz de sinal filtrada espacialmente e $W_{[p \times p]}^T$ é o Filtro Espacial.

A matriz $Y_{[p \times q]}$ é formada por 20 tentativas de acerto para cada classe, as quais duram individualmente cercam de quatro segundos a partir da dica citada no protocolo experimental. Por isso, para encontrar o Filtro Espacial $W_{[p \times p]}^T$ é importante calcular as matrizes de covariância para cada classe. Estas matrizes são encontradas com a seguinte equação:

$$C_i = \frac{1}{q} X_i X_i^T \quad (\text{Equação 3.5})$$

onde X_i corresponde a i -ésima tentativa de acerto das classes do sinal encontrados em $X_{[p \times q]}$ e C_i é a covariância encontrada para determinada época, a qual pode ter estímulos tanto para a mão esquerda quanto para a mão direita. Por isso, há a importância dos somatórios a seguir que são capazes de juntar as covariâncias para sua determinada classe. [27]

$$C_a = \frac{1}{n_a} \sum_{i \in a} C_i \quad (\text{Equação 3.6})$$

$$C_b = \frac{1}{n_b} \sum_{i \in b} C_i \quad (\text{Equação 3.7})$$

onde C_a é a matriz de covariância para a classe a (por exemplo: mão esquerda), C_b é a matriz de covariância para a classe b (por exemplo: mão direita) e, n_a e n_b são o número de amostras para as classes a e b , respectivamente. Dessa forma, pode-se calcular a variância máxima entre essas duas classes através da equação 3.15, onde w é uma componente do Filtro Espacial. [27]

$$w^* = \arg_w \max \frac{w^T C_a w}{w^T C_b w} \quad (\text{Equação 3.8})$$

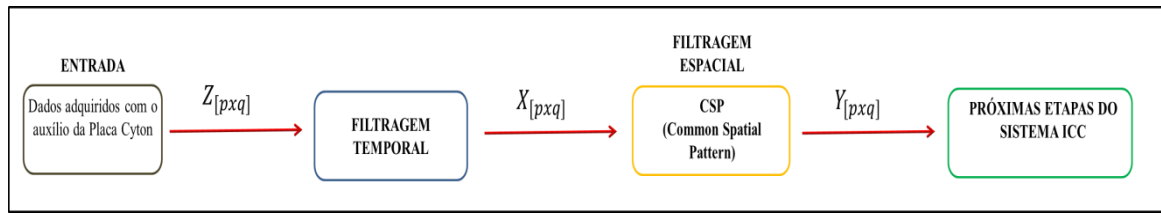
A solução para esta equação pode ser dada pela seguinte equação de decomposição em autovalores e autovetores generalizados. [27]

$$C_a w = \lambda (C_a + C_b) w \quad (\text{Equação 3.9})$$

$$(C_a + C_b)^{-1} C_a w = \lambda w \quad (\text{Equação 3.10})$$

Dessa forma a saída do bloco de Filtragem Espacial utilizando o CSP deve possuir em sua saída um Matriz $Y_{[p \times q]}$, como mostra a Figura 3.16.

Figura 3.16 _ Filtragem Espacial utilizando CSP.

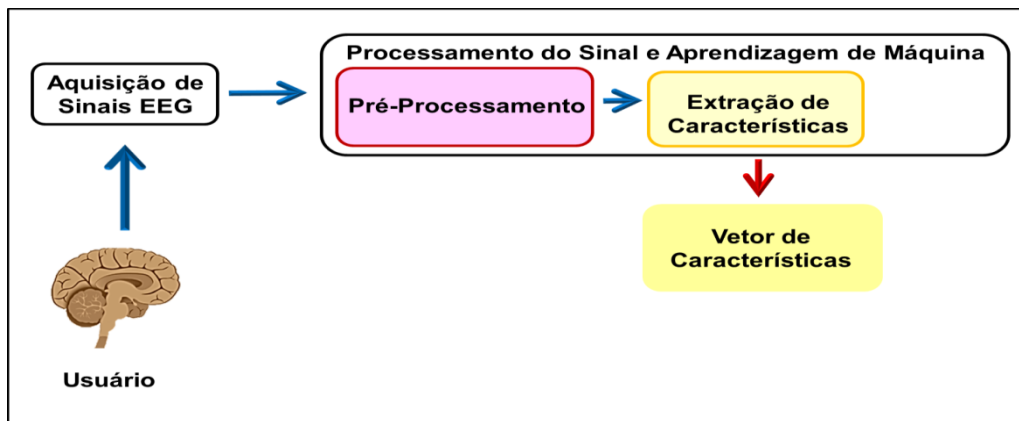


Fonte: Autoria Própria.

3.2.5 Definição e implementação da extração de características

Após a utilização do algoritmo CSP, a dimensionalidade dessa Matriz $Y_{[pxq]}$ precisa ser reduzida. Isso pode ser resolvido com a implementação de um vetor de características, que é implementado na etapa de extração de características, como ilustra a Figura 3.17, o qual é capaz de ressaltar somente as características mais relevantes para a classificação de Imagética Motora.

Figura 3.17 _ Detalhes da Etapa de Extração de Características.



Fonte: Autoria Própria.

Para tanto, deve-se calcular as Equações 3.11 e 3.12, as quais são utilizadas estrategicamente para extrair a característica mais relevante para este trabalho, que é a energia do sinal, pois é nesta característica que é possível visualizar os fenômenos de sincronização e dessincronização dos ritmos cerebrais durante a atividade experimental.

$$\mathbf{y} = \text{diag}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T) = \text{diag}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}\mathbf{X}^T \mathbf{W}) \quad (\text{Equação 3.11})$$

$$\mathbf{f} = \log(\mathbf{1} + \mathbf{y}) \quad (\text{Equação 3.12})$$

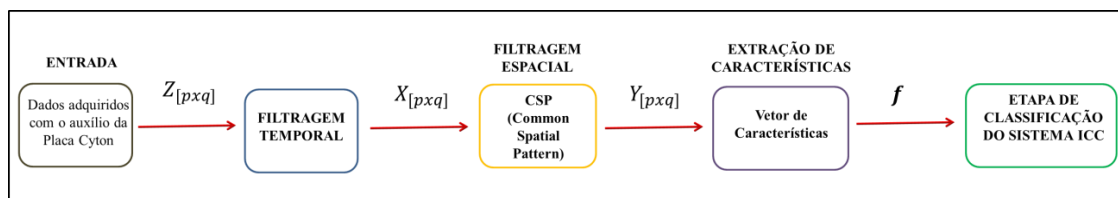
onde $\mathbf{y}$ é o resultado obtido após a aplicação da função *diag*, que extrai a diagonal da Matriz $\mathbf{Y}_{[pxq]}$ vezes a sua transposta, e depois o vetor $\mathbf{f}$ é o vetor de características

almejado, o qual utiliza um logaritmo para efeitos de normalização e necessita da adição de um vetor com a mesma dimensão de $\mathbf{y}$ preenchido pelo número 1 para tornar os valores não-negativos.

Essa função é utilizada quando os valores dos recursos são positivos e variam em um intervalo amplo, por isso é comum substituí-los por seus logaritmos. Se o valor do recurso também incluir o valor zero, uma variação comum nessa função é usar $\log(x + 1)$. Assim, é possível abranger todas as possibilidades. [28]

A saída para este bloco resultará em um vetor $\mathbf{f}$, como demonstra a figura a seguir.

Figura 3.18 _ Vetor de características gerado pela Etapa de Extração de características.

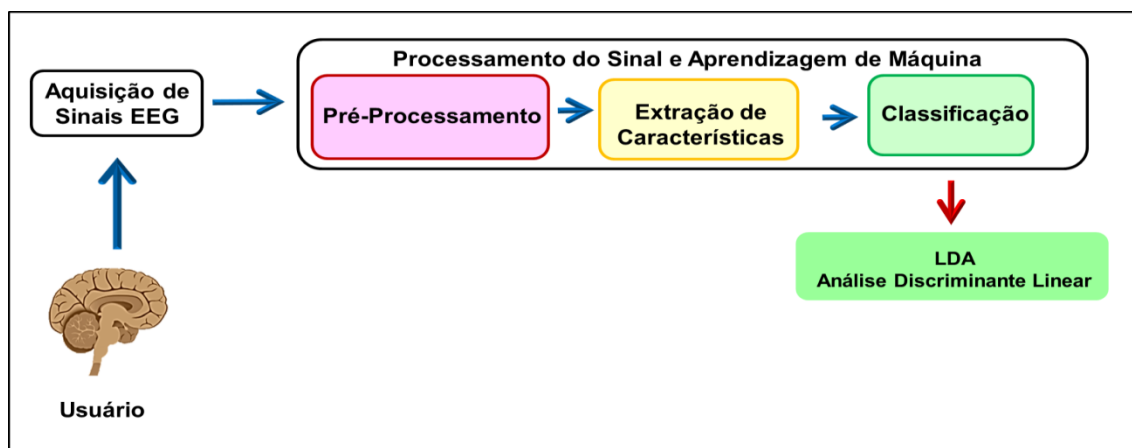


Fonte: Autoria Própria.

3.2.6 Definição e implementação da etapa de classificação

Após esta etapa, a última fase do processamento foi o classificador, demonstrado na Figura 3.19, que utiliza o algoritmo análise de discriminante linear (LDA) baseado no critério de Fisher, o qual realiza um mapeamento linear dos vetores de característica para o espaço de decisão. Esse mapeamento determina um hiperplano de separação entre os vetores de característica de classes diferentes. [29]

Figura 3.19 _ Detalhes da Etapa de Classificação.



Fonte: Autoria Própria.

Para a construção do LDA, considerada-se uma transformação linear aplicada ao vetor de características f :

$$d = \mathbf{s}^T \mathbf{f} \quad (\text{Equação 3.13})$$

onde $d \in \mathbb{R}$ e é a saída da transformação linear e $\mathbf{s}$ é o vetor de pesos do algoritmo LDA.

É importante estabelecer um critério para identificação das classes. Como este trabalho estuda apenas duas classes: *left hand* (mão esquerda, LH) e *right hand* (mão direita, RH), será utilizado o seguinte critério:

$$LH \text{ se } d > 0 \quad (\text{Equação 3.14})$$

$$RH \text{ se } d < 0 \quad (\text{Equação 3.15})$$

Para a definição do vetor de pesos $\mathbf{s}$ é utilizada a equação da direção do hiperplano, dada pela norma de $\mathbf{s}$ e calculada pelo critério de *Fisher* (também chamado coeficiente de *Rayleigh*) da equação 3.13.

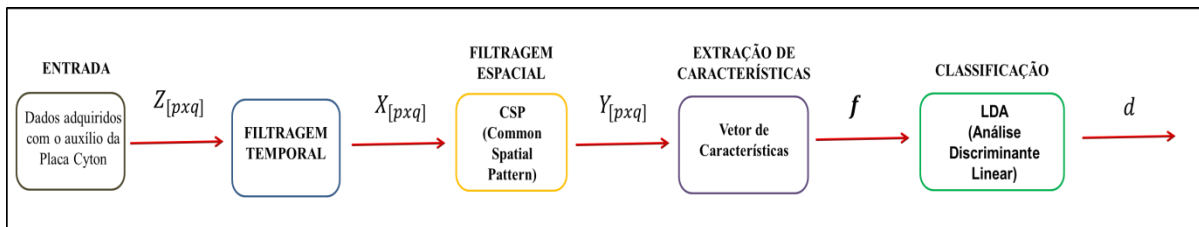
$$J(\mathbf{s}) = \frac{\mathbf{s}^T \mathbf{R}_k \mathbf{s}}{\mathbf{s}^T \mathbf{R}_l \mathbf{s}} \quad (\text{Equação 3.16})$$

na qual $\mathbf{R}_k$ é a Matriz de espalhamento entre as classes e $\mathbf{R}_l$ é a Matriz de espalhamento dentro das próprias classes. A solução da Equação 3.16 retorna os filtros que satisfazem o critério adotado, os quais são da forma da equação:

$$\mathbf{s} = \mathbf{R}_l^{-1}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \quad (\text{Equação 3.17})$$

onde $\mathbf{m}_1$ e $\mathbf{m}_2$ são os vetores médios para cada classe. Assim, após encontrar o valor de $\mathbf{s}$, pode-se aplicá-lo a Equação 3.13, a qual retornará uma saída escalar, como mostra a figura a seguir.

Figura 3.12 _ Escalar gerado pela Etapa de Classificação.



Fonte: Autoria Própria.

Após todas essas etapas concluídas é interessante que se tenha algo capaz de medir de forma intuitiva o desempenho ou o comportamento do classificador criado.

Para tanto, utilizou-se a acurácia, a qual é uma medida efetiva do desempenho de sistemas de ICC. No entanto, ela não considera aspectos de sensibilidade, especificidade e seletividade, relacionando somente o número de exemplos corretamente classificados (P_c), com o número total de exemplos realizados (P_{tot}) durante um experimento. [30]

$$A_{cc}(\%) = \frac{P_c}{P_{tot}} \times 100 \quad (\text{Equação 3.18})$$

Além da acurácia, observou-se o desempenho da classificação através da matriz de confusão, que demonstra quantas instâncias da base de dados utilizada são classificadas corretamente pelo modelo construído (representados na diagonal principal da matriz) sendo que as outras são classificadas incorretamente. [31]

No problema de decisão binária (Tabela 3.1), denomina-se uma classe como positiva e a outra como negativa, desta forma, a matriz de confusão indica quatro possibilidades de acertos e de erros do classificador. [30]

- Verdadeiros positivos (TP): quando a instância “Positivo” for predita pelo classificador como “Positivo”.
- Falsos negativos (FN): quando a instância “Positivo” for predita pelo classificador como “Negativo”.
- Verdadeiros negativos (TN): quando a instância “Negativo” for predita pelo classificador como “Negativo”.
- Falsos positivos (FP): quando a instância “Negativo” for predita pelo classificador como “Positivo”.

Tabela 3.1 _ Decisão binária da Matriz de Confusão.

CLASSIFICAÇÃO		
Classe verdadeira	Positivo	Negativo
Positivo	TP	FN
Negativo	FP	TN

Fonte: Retirada de Silveira 2013.¹³

O conjunto VP e VN agrupa os acertos do sistema ICC, enquanto que FN e FP agrupam os erros. Em seguida, são calculadas métricas de desempenho de acordo com os grupos formados:

¹³ SILVEIRA, JOSIMARA DE ÁVILA. Análise de sinais cerebrais utilizando árvores de decisão. Dissertação de Pós-graduação – Modelagem Computacional. Universidade Federal do Rio Grande, FURG, 2013.

$$A_{CC} = \frac{VP+VN}{VP+VN+FN+FP} \quad (\text{Equação 3.19})$$

$$Seletividade = \frac{VP}{VP+FP} \quad (\text{Equação 3.20})$$

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP+FN} \quad (\text{Equação 3.21})$$

A equação 3.19 expressa a taxa de acerto global do sistema ICC, ou seja, o número de acertos dividido pelo número total de tentativas. A seletividade, definida na equação 3.20, mostra a taxa de acerto do sistema para tentativas em que ocorreu o evento. A equação 3.21 estima a taxa de acurácia do algoritmo ao classificar uma tentativa como uma em que ocorreu um evento. Em outras palavras, a sensibilidade expressa a capacidade do classificador em identificar a ocorrência do evento. [30]

No caso deste trabalho a matriz de confusão demonstrará as vezes que o algoritmo classificou: a imaginação da mão esquerda e que realmente era a mão esquerda; a imaginação da mão direita que na verdade era a mão esquerda; a imaginação da mão direita e que realmente era a mão direita; e a imaginação da mão esquerda que na verdade era a mão direita.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo tem como objetivo apresentar e discutir sobre os resultados obtidos através dos cenários implementados no *Software OpenVibe*. Sendo assim, é importante ressaltar que são obtidos três casos distintos de resultados. O primeiro caso filtrou os sinais EEG por um filtro temporal com banda de frequência entre 8 e 30 Hz, utilizando os sinais EEG adquiridos dos oito canais. O segundo utilizou os mesmos sinais adquiridos dos oito canais, mas os filtra através de um banco com doze filtros com as seguintes bandas de passagem: 6-10Hz, 8-12Hz, 10-14Hz, 12-16Hz, 14-18 Hz, 16-20Hz, 18-22Hz, 20-24Hz, 22-26 Hz, 24-28 Hz, 26-30Hz e 28-32Hz. O último caso utiliza este mesmo conjunto de filtros, mas os sinais EEG são retirados de uma quantidade específica de canais, onde primeiramente selecionaram-se apenas os dados de um canal por vez, depois se combinaram os dados de cada canal com os outros canais um a um, e por fim, observou-se a taxa de classificação para estes canais com o intuito de escolher os três e os quatro melhores canais para serem filtrados.

Os resultados apresentados a seguir não estão apresentados na forma de matriz de confusão, pois foram registrados somente com o valor da acurácia devido ao fato de serem necessárias dezenas de tabelas para demonstrar cada resultado, o que tornaria esta monografia muito extensa. No entanto, é essencial entender que só isso não é confiável, pois o seu modelo pode ter um acurácia ótima acertando muito em uma só classe. Por este motivo, durante as simulações obteve-se o cuidado de analisar cada matriz de confusão, e devido todas elas estarem com acertos equilibrados, estas não precisaram ser registradas neste trabalho.

Os resultados também foram expostos de duas maneiras para cada caso. A primeira demonstra a acurácia de treinamento, ou seja, demonstra o desempenho do classificador quando foram inseridos os mesmos sinais no treinamento e na validação do LDA. A segunda demonstra a acurácia de validação que usa dois sinais EEG distintos, onde um treina o LDA e o outro o valida.

4.1 RESULTADOS UTILIZANDO O FILTRO TEMPORAL DE 8 A 30 Hz

Esta seção se refere aos resultados obtidos para o primeiro caso, onde se utilizou a informação dos oito canais que foram passados por um filtro *Butterworth*, de quinta

ordem, com banda passante entre 8 a 30 Hz. Após executar todos os procedimentos de aquisição e de processamento de sinal para este caso, obteve-se a tabela a seguir.

Tabela 4.1 _ Resultados de Acurácia para cenários utilizando um Filtro Temporal.

8 CANAIS (FILTRO 8-30 Hz)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cz;Cpz; C3; C1; Cp3; C2; C4 e Cp4	91,29	88,53

Fonte: Autoria Própria.

O primeiro dado satisfatório que se pode discutir nesta primeira tabela se refere à diferença de valores entre as acurácias de treinamento e de validação, pois, aconteceu algo que se esperava: O valor do treinamento é maior do que o valor da validação. Tal fato é verídico, porque o treinamento usa o mesmo conjunto de sinais utilizados para as definições dos algoritmos, esperando assim, a obtenção do melhor desempenho possível. Enquanto que, a validação possui os dados de entradas diferentes, proporcionando assim, a tarefa de distinguir de fato as imaginações motoras, resultando em um desempenho inferior se comparado com a acurácia de Treinamento.

4.2 RESULTADOS UTILIZANDO O BANCO DE FILTROS

Esta seção se refere aos resultados obtidos para o segundo e o terceiro caso, os quais contemplam informações diferentes no que se referem aos dados dos canais, mas todos estes são filtrados por um banco com doze filtros *Butterworth*, de quinta ordem, com largura de 4Hz cada, abrangendo as seguintes faixas de frequência: 6-10Hz, 8-12Hz, 10-14Hz, 12-16Hz, 14-18 Hz, 16-20Hz, 18-22Hz, 20-24Hz, 22-26 Hz, 24-28 Hz, 26-30Hz e 28-32Hz.

Após executar todos os procedimentos de aquisição e de processamento de sinal para o segundo caso que contempla os dados de todos os oito canais, obteve-se a tabela a seguir.

Figura 4.2 _ Resultados de Acurácia para cenários utilizando um Conjunto de Filtros.

8 CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cz;Cpz; C3; C1; Cp3; C2; C4 e Cp4	95,77	94,19

Fonte: Autoria Própria.

O resultado obtido é o esperado, pois o banco de filtros traz ao sistema ICC características mais específicas advindas das sub-bandas do que as características gerais filtradas por um filtro com banda de frequência mais ampla. Dessa forma, ao comparar a Tabela 5.1 e a 5.2 é possível notar o aumento significativo da acurácia de 88,53% para 94,19%, demonstrando assim a melhoria da taxa de classificação quando se utiliza o banco de filtros.

Os próximos resultados advêm do terceiro caso, em que se utiliza também a Filtragem com banco de filtros, mas que utiliza diferentes quantidades de canais com o intuito de observar o comportamento do desempenho da taxa de classificação para cada quantidade estipulada.

Primeiramente, simulou-se este caso para apenas um canal por vez, obtendo assim, as informações de acurácia da Tabela 4.3.

Tabela 4.3 _ Resultados de Acurácia para cenários utilizando o conjunto de filtros para um canal.

1 CANAL (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cz	66,83	64,47
		Cpz	65,75	60,88
		C3	62,60	53,20
		C1	64,57	58,66
		Cp3	64,17	52,41
		C2	74,66	69,88
		C4	72,24	65,26
		Cp4	68,90	65,45
		MÉDIA	67,47	61,28

Fonte: Autoria Própria.

Os primeiros valores de acurácia utilizando quantidades diferentes de canais podem ser vislumbrados na Tabela 4.3, que demonstra a acurácia para o estudo do sinal EEG advindo de um canal em particular. Note que, com este estudo observa-se uma média de 61,28% de acerto, e que as acurácias de treinamento e validação são próximas.

Um detalhe interessante é que com esses valores é possível verificar os canais que possuem melhor desempenho durante a tarefa de imagética. Dessa maneira, segundo as descrições do usuário e as funções peculiares do cérebro, que foram relatadas no capítulo 2, é possível tirar algumas conclusões: Pelo fato do usuário ser destro, esperava-se que as melhores acurácias seriam advindas dos canais de índice ímpar, os quais estão correlacionados ao hemisfério esquerdo do cérebro, e

consequentemente, aos movimentos da mão direita. No entanto, isso não foi observado, e uma suposição dos motivos, os quais podem justificar tal fato, estão diretamente ligados às funções específicas do hemisfério direito do cérebro, o qual é responsável por duas atividades centrais dos experimentos desenvolvidos neste trabalho: a imaginação e a visualização.

Sendo assim, observa-se que a melhor taxa de acurácia está no canal C2, destacado em vermelho na Tabela 4.3, contendo 69,88% de acerto. Sendo justificada pelo fato do usuário “imaginar” a execução dos movimentos das mãos direita e esquerda com o auxílio de uma linguagem não-verbal, ou seja, com o auxílio de uma “visualização” de imagens, produzidas pelo *OpenVibe*.

O próximo passo foi simular este caso de forma a combinar cada canal com os outro sete canais, de um a um, obtendo assim, os resultados das Tabelas de 4.4 a 4.11.

Tabela 4.4 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal CZ.

CZ COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cz;Cpz	71,11	63,19
		Cz;C3	71,20	68,75
		Cz;C1	72,54	63,44
		Cz;Cp3	75,30	62,16
		Cz;C2	77,51	72,93
		Cz;C4	77,81	75,00
		Cz;Cp4	72,64	70,23
		MÉDIA	74,02	67,96

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.5 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal CPZ.

CPZ COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)			
ALGORITMOS		CANAIS	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cpz;Cz	63,19
		Cpz;C3	74,21
		Cpz;C1	70,08
		Cpz;Cp3	70,47
		Cpz;C2	74,90
		Cpz;C4	74,51
		Cpz;Cp4	81,55
		MÉDIA	72,70

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.6 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal C3.

C3 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	C3;Cz	71,26	68,75
		C3;Cpz	79,13	74,21
		C3;C1	77,17	72,44
		C3;Cp3	74,70	60,78
		C3;C2	81,05	76,43
		C3;C4	76,92	71,56
		C3;Cp4	73,03	65,85
		MÉDIA	76,18	70,00

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.7 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal C1.

C1 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	C1;Cz	72,54	63,44
		C1;Cpz	77,31	70,08
		C1;C3	77,17	72,44
		C1;Cp3	75,84	60,88
		C1;C2	76,08	76,62
		C1;C4	78,30	72,98
		C1;Cp4	74,95	67,37
		MÉDIA	76,03	69,12

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.8 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal CP3.

CP3 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cp3;Cz	75,30	62,16
		Cp3;Cpz	74,06	70,47
		Cp3;C3	74,70	60,78
		Cp3;C1	75,84	60,88
		Cp3;C2	80,76	73,72
		Cp3;C4	77,07	65,11
		Cp3;Cp4	76,33	68,31
		MÉDIA	76,29	65,92

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.9 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal C2.

C2 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	C2;Cz	77,51	72,93
		C2;Cpz	75,79	74,90
		C2;C3	80,05	76,43
		C2;C1	76,08	76,62
		C2;Cp3	80,76	73,72
		C2;C4	86,86	83,61
		C2;Cp4	80,46	78,99
		MÉDIA	79,64	76,74

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.10 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal C4.

C4 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	C4;Cz	77,81	75,00
		C4;Cpz	81,20	74,51
		C4;C3	76,92	71,56
		C4;C1	78,30	72,98
		C4;Cp3	77,07	65,11
		C4;C2	86,86	83,61
		C4;Cp4	77,90	70,03
		MÉDIA	79,44	73,26

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 4.11 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando canais combinados com o canal CP4.

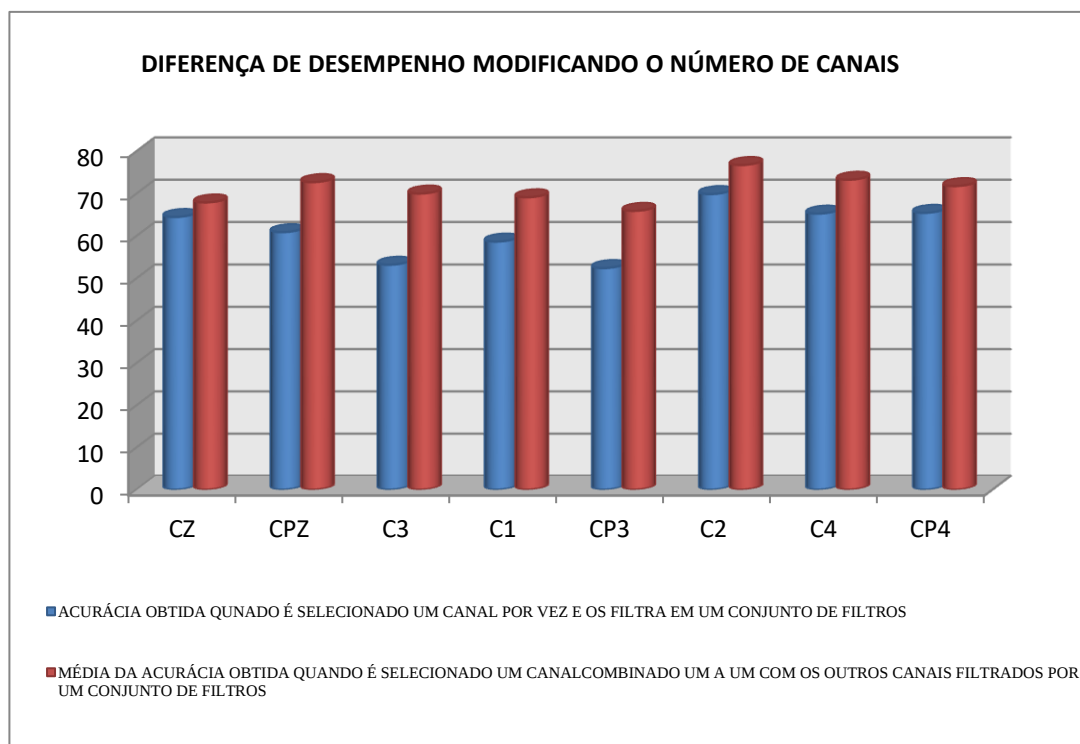
CP4 COMBINADO COM OS DEMAIS CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cp4;Cz	72,64	70,23
		Cp4;Cpz	82,23	81,55
		Cp4;C3	73,03	65,85
		Cp4;C1	74,95	67,37
		Cp4;Cp3	76,33	68,31
		Cp4;C2	80,46	78,99
		Cp4;C4	77,90	70,03
		MÉDIA	76,79	71,76

Fonte: Autoria Própria.

Analisando esses novos resultados, observa-se que as taxas permaneceram coerentes, onde a maior taxa se obteve diante das combinações com C2, estão representadas em vermelho nas Tabelas, o que é o esperado, pois ele foi o canal com o melhor desempenho individual no resultado anterior da Tabela 4.3. No entanto, o resultado mais relevante é o aumento significativo das taxas de modo geral.

Por exemplo, o canal C2 sozinho criou uma taxa de acertos de 69,88% (Tabela 4.3), enquanto que ao ser combinado alcançou uma média de 76,74% (Tabela 4.9). O mesmo aconteceu para os demais canais: Cz passou de 64,47% (Tabela 4.3) para uma média de 67,90% (Tabela 4.4). Cpz aumentou de 60,88% (Tabela 4.3) para uma média de 72,70% (Tabela 4.5). C3 cresceu de 53,20% (Tabela 4.3) para uma média de 70% (Tabela 4.6). C1 evoluiu a taxa de 58,66% (Tabela 4.3) para uma média de 69,12% (Tabela 4.7). Cp3 expandiu sua acurácia de 52,41% (Tabela 4.3) para uma média de 65,92% (Tabela 4.8). C4 ampliou sua taxa de 65,26% (Tabela 4.3) para uma média de 73,26% (Tabela 4.10). E, por fim, Cp4 desenvolveu sua acurácia de 65,45% (Tabela 4.3) para uma média de 71,76% (Tabela 4.11). Estes crescimentos podem ser mais bem visualizados no gráfico abaixo.

Gráfico 4.1 _ Diferença do Desempenho da Taxa de Classificação ao modificar o número de canais a serem estudados.



Fonte: Autoria Própria.

Considerando os resultados das combinações, é possível concluir que, os três canais que obtiveram melhor desempenho em dupla são: Cpz, C2 e C4, que são, respectivamente, os canais 2, 6 e 7. Os três piores estão entre os canais: Cz, C1 e Cp3, os quais são, respectivamente, os canais 1, 4 e 5.

Sabendo destes desempenhos a próxima simulação utilizará os três melhores e os três piores canais para este usuário, gerando os resultados a seguir.

Tabela 4.12 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando os três melhores e piores canais.

3 CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cpz;C2;C4	86,32	80,36
		Cp3;C1;Cz	84,01	77,21

Fonte: Autoria Própria.

De modo semelhante, separaram-se os quatro melhores e os quatro piores canais para realizar a mesma simulação. Obtendo-se assim, os resultados da Tabela 4.13.

Tabela 4.13 _ Resultados de Acurácia para cenários com o banco de filtros utilizando os três melhores e piores canais.

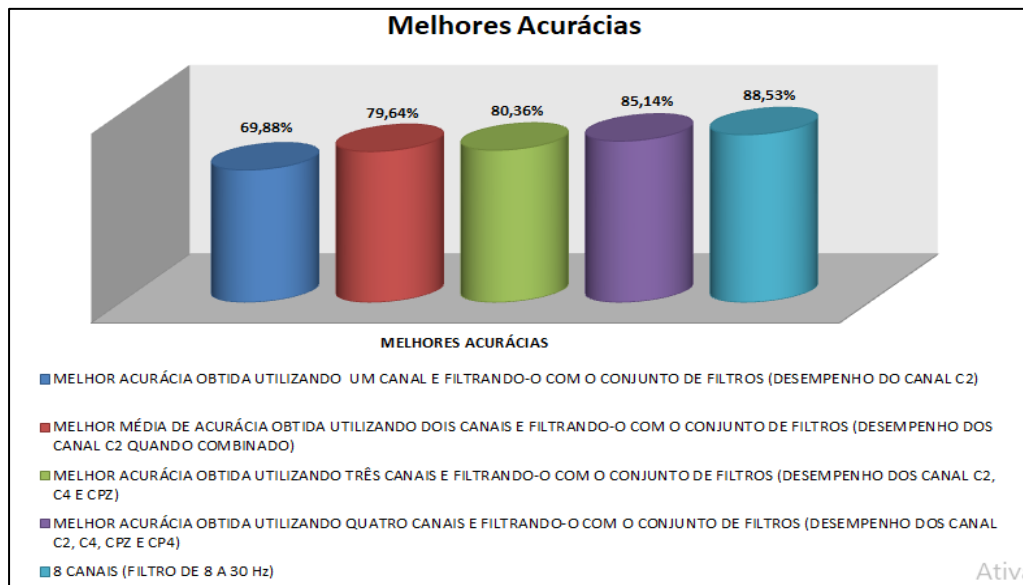
4 CANAIS (BANCO COM 12 FILTROS)				
ALGORITMOS		CANAIS	TREINAMENTO (%)	VALIDAÇÃO (%)
CSP	LDA	Cpz;C2;C4;Cp4	89,03	85,14
		Cp3;C1;Cz;C3	87,40	83,66

Fonte: Autoria Própria.

O maior resultado que se visualiza com todas estas tabelas se referem à melhora da acurácia quando se selecionam mais canais, os quais por sua vez aumentam os dados na entrada dos cenários, implicando num treinamento mais eficiente de algoritmos.

O gráfico 4.2 engloba os melhores resultados obtidos quando se seleciona de 1 a 4 canais utilizando o banco de filtros e, depois, os compara com o método tradicional, onde é possível observar que os cenários utilizando o banco de filtros apresentam quase o mesmo desempenho, utilizando a metade de canais (85,14%), se comparado com o método tradicional que possui apenas um filtro temporal (88,53%).

Gráfico 4.2 _ Melhores acurácias do banco de filtro utilizando de 1 a 4 canais comparados com o método tradicional.



Fonte: Autoria Própria.

5. CONCLUSÕES, DIFICULDADES E PERSPECTIVAS FUTURAS

Diante de toda a revisão teórica e da atividade experimental desenvolvida neste trabalho é possível concluir que o uso de banco de filtros traz melhorias significantes para a acurácia do sistema ICC. A explicação dessa melhora tem relação com as características melhor extraídas das faixas de frequências mais específicas, ou seja, das sub-bandas.

Outra explicação para os resultados é que ao utilizar mais filtros com bandas mais específicas, o sistema consegue considerar características em faixas de frequência distintas separadamente, observando fenômenos e aspectos que não conseguem ser observados ao usar um Filtro temporal com frequências de cortes mais amplas.

Com estas conclusões foi possível alcançar um dos objetivos específicos deste trabalho, o qual visava demonstrar que com a implementação do banco de filtros que é possível melhorar a taxa de classificação do Sistema ICC.

Estes foram os pontos positivos desta monografia. No entanto, toda melhora tem o seu custo, e para este caso, o ponto negativo de utilizar esta metodologia se refere ao aumento do custo computacional.

Além disso, um dos maiores obstáculos e pontos negativos deste trabalho se refere a conseguir realizar com êxito a comunicação entre *Hardware* e *Software*, onde depois de muito estudo e tentativas o OpenVibe conseguiu receber com satisfação os dados adquiridos com a Placa *Cyton OpenBCI*.

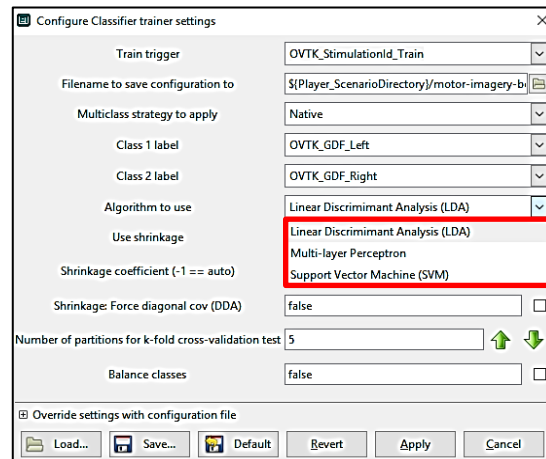
Em contrapartida ao parágrafo anterior, depois da placa estar em comunicação com o computador, o desenvolvimento dos demais cenários e configurações foi de fácil execução, explicando assim, a principal motivação de utilizar este *Software* e *Hardware*.

Ao longo do desenvolvimento desta monografia foi possível visualizar um leque de opções para novos trabalhos, onde resultados interessantes poderiam vir da repetição deste experimento para um conjunto maior de usuários tanto destros quanto canhotos para verificar a possibilidade de veracidade da suposição dita anteriormente, em que se supôs que a atividade de imaginação e visualização referentes ao hemisfério direito sobrepujam o fato do usuário ser destro ou não.

Outro estudo interessante seria a utilização de outros tipos de classificadores, pois o LDA foi utilizado neste trabalho devido sua simplicidade e por ser mais debatido e utilizado nas literaturas. No entanto, existem outros tipos de algoritmos que

possivelmente melhorariam ainda mais o resultado de acurácia, os quais podem ser implementados no *Software OpenVibe* na janela referente às configurações do treinamento do classificador, que por sua vez, possui a possibilidade de escolher entre o LDA, o SVM e a Perceptron (uma das formas de rede neural mais básica) para treinar o classificador, como mostra a Figura 5.1.

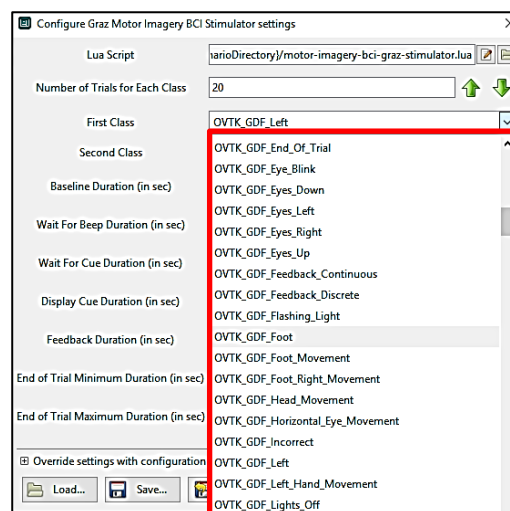
Figura 5.1 _ Janela de configurações do treinamento do classificador.



Fonte: Retirada e modificada no *Software OpenVibe*.

Outra pesquisa pode ser voltada para a mudança das classes ou para a implementação de mais classes. Pela janela da Figura 5.2 é possível ter uma noção da variedade de classes disponibilizadas pelo Software, capacitando assim, esta opção de pesquisa.

Figura 5.2 _ Configurações do bloco *Lua Stimulator*.



Fonte: Retirada e modificada do *Software OpenVibe*.

Outra possibilidade seria a utilização de *datasets* de competições ao invés de adquirir o sinal EEG com um *Hardware*, pois realizar a aquisição necessita que o pesquisador disponha de recursos financeiros para comprar o *Hardware* e, dispor de tempo e esforço para treinar os usuários para a execução da tarefa de imagética motora.

Além disso, utilizando *datasets* poderão se obter resultados ainda melhores, pois os resultados satisfatórios obtidos neste trabalho conseguiram ser gerados em um ambiente desfavorável, onde haviam outros computadores ligados e outros pesquisadores no laboratório, então, os dados vindos de um *dataset* que provém de um procedimento ainda mais rigoroso e que dispõe de ambientes com menos ruídos podem sim trazer melhoras na taxa de classificação desse sistema criado.

E por fim, um resultado muito interessante seria a conclusão do ciclo do Sistema ICC, pois este trabalho passou por todas as etapas, com exceção da etapa relacionada ao desenvolvimento de programações para executar comandos de controle para determinado objeto, por exemplo: movimento de cadeira de rodas, de drones, de carrinhos, etc.

6. REFERÊNCIAS

- [1] PRADA, Bruno Miguel Lopes. Interface Cérebro Computador não-invasiva baseada em OpenVibe. Departamento de Electrónica, Telecomunicações e Informática. Universidade de Aveiro, 2010.
- [2] K. K. A. Yuanqing Li and C. Guan, Brain-computer interfaces: Revolutionizing human-computer interaction, ch. 17 - Digital Signal Processing and Machine Learning, pp. 311-336. Springer Science & Business Media (2010).
- [3] Jean Decety. Do imagined and executed actions share the same neural substrate? Cognitive Brain Research, 3(2):87 _ 93, 1996. <ce:title>Mental representations of motor acts</ce:title>. 12
- [4] O sistema nervoso e o cérebro. Disponível em: <https://brainly.com.br/tarefa/626233>. Acesso em: 07 de novembro de 2018.
- [5] FOX, Stuart Ira. Human physiology. 12a ed. McGraw-Hill (2011).
- [6] Disponível em: <https://netscandigital.com/blog/os-dois-lados-do-cerebro>. Acesso em: 12 de Novembro.
- [7] GUITON E HALL. Tratado de Fisiologia Médica. 12ª Edição. Elsevier Editora, 2011.
- [8] GOMES, Marleide da Mota. Bases fisiológicas do eletroencefalograma. Rev Bras Neurol. 51(1):12-7 (2015).
- [9] Disponível em: https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/3340179/mod_resource/content/1/RitmosBiologicos%20II_EC2017.pdf. Acesso em: 06 de dezembro de 2018.
- [10] ALVES, Leonardo Sehn. Instrumentação Física - Medição de Biopotenciais - o Estado da Arte - Centro de Tecnologia Acadêmica IF-UFRGS (2017).
- [11] S. Sanei and J. A. Chambers, EEG Signal Processing, ch. 1 - Introduction to EEG, pp. 25-44. John Wiley & Sons, pp. 25-45 (2004, 2013).
- [12] H.-J. Hwang, K. Kwon, and C.-H. Im, “Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (bci),” Journal of neuroscience methods, vol. 179, no. 1, pp. 150-156 (2009).
- [13] TAVARES, Maurício Campelo. EEG e Potenciais Evocados – Uma Introdução. Contronic Sistemas Automáticos Ltda (2011).
- [14] Martínez, Elena Isabel Rodríguez. INDICADORES DE MADURACIÓN CEREBRAL Y SU RELACIÓN CON LA MEMORIA DE TRABAJO. Departamento de Psicología Experimental. Sevilla, 2014
- [15] AMIRI S.; FAZEL-REZAI, R.; ASADPOUR, V. A review of hybrid brain-computer interface systems. v. 2013.

- [16] TIRADE, J.;BÄCKSTRÖM, M. A Brain-actuated Robot Controller for intuitive and Reliable Manoeuvring. 2016. Dissertação (mestrado) – School of Innovation Design and Engineering, Malardalen University, Vasteras, Sweden, 2016.
- [17] B. GRAIMANN, B. Z. ALLISON, AND G. PFURTSCHELLER. Brain-Computer Interfaces: Revolutionizing human-computer interaction, ch. 1 – A gentle introduction and ch. 2 – Brain Signals for Brain-Computer Interfaces, pp. 16-60. Springer Science & Business Media, 2010.
- [18] Disponível em: <https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/cyton-biosensing-board-8-channel?variant=38958638542>. Acesso em: 12 de dezembro de 2019.
- [19] ALVES, Leonardo Sehn. Medição de Biopotenciais - o Estado da Arte. Centro de Tecnologia Acadêmica IF-UFRGS, 2017.
- [20] MARINHO, TAÍSSA FERRARI. Recomendação da SBNC para localização de eletrodos e montagens de EEG. Sociedade Brasileira de Neurofisiologia Clínica. São Paulo, 2017.
- [21] Disponível em: <http://eletroencefalogramaemcomodato.blogspot.com/2014/03/como-preparar-o-paciente-para-o-exame.html>. Acesso em: 17 de dezembro de 2018.
- [22] Disponível em: <http://openvibe.inria.fr/discover/>. Acesso em: 20 de Abril de 2019.
- [23] PERTENCE JÚNIOR, ANTÔNIO. Eletrônica analógica: amplificadores operacionais e filtros ativos: teoria, projetos, aplicações e laboratório. Porto Alegre. Bookman, 2003.
- [24] NICOLAS-ALONSO, L. F.; GOMEZ-GIL, J. Brain computer interfaces, a review. Sensors (Basel, Switzerland), v. 12, n. 2, p. 1211–79, jan 2012. ISSN 1424-8220.
- [25] MÜLLER-GERKING, J.; PFURTSCHELLER, G.; FLYVBJERG, H. Desingning optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. Clinical Neurophysiology, v. 110, p. 787–798, 1999.
- [26] ALONSO, D. R.; VELLASCO, M. M. B. R. Spatial Filter comparison for a Brain Computer Interface. In: 2016 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI). IEEE, 2016. c, p. 1–6. ISBN 978-1-5090-5105-2.
- [27] RABHA, J. Classification of multi class motor imagery EEG signals using sparsity based dictionary learning approach. 2017. 69f. Dissertação (Mestrado) – Departament of computer Science and Engineering, Indian Institute of Tecnology, Kharagpur, India, 2017.
- [28] BOYD, STEPHEN; VANDENBERGHE, LIEVEN. Introduction to applied linear algebra vectores, matrices, and least squares. ISSB 978-1-316-51896-0 Hardback. Cambridge University Press.
- [29] LOTTE, F.; CONGEDO, M.; LÉCUYER, A.; LAMARCHE, F.; ARNALDI, B. A review of classification algorithms for eeg-based brain–computer interfaces. Journal of Neural Engineering, v. 4, n. 2, p. R1, 2007.

- [30] SILVA, Cleison Daniel. Reconhecimento de padrões em sinais de EEG para detecção de intenção de movimento para aplicação em interface cérebro-máquina. 2017. 58 f. Tese de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas. Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2017.
- [31] SILVEIRA, JOSIMARA DE ÁVILA. Análise de sinais cerebrais utilizando árvores de decisão. Dissertação de Pós-graduação – Modelagem Computacional. Universidade Federal do Rio Grande, FURG, 2013.
- [32] Scripts Lua. Disponível em: <https://www.lua.org/portugues.html>. Acesso em: 16 de Abril de 2019.
- [33] Validação Cruzada. Disponível em: <http://www.ppgia.pucpr.br/~alekoe/AM/2008/9-Avaliacao-ApreMaq2008.pdf>. Acesso em: 17 de Abril de 2019.
- [34] Disponível em: http://openvibe.inria.fr/documentation/2.2.0/Doc_BoxAlgorithm.html. Acesso em: 12 de janeiro de 2019.

ANEXO I

TUTORIAL DO PROCEDIMENTO COMPUTACIONAL

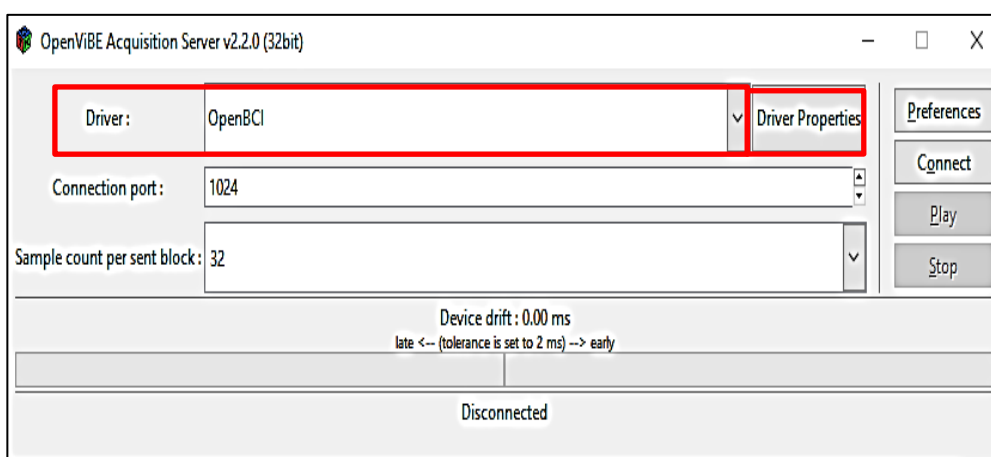
Neste tutorial é demonstrado os procedimentos computacionais realizados no *OpenVibe*, como: os cenários utilizados, suas peculiaridades e modificações necessárias. Procurando deste modo, auxiliar futuros trabalhos e pesquisas.

1. FIXAÇÃO DOS ELETRODOS E CONFIGURAÇÕES INICIAIS

Após fixar os eletrodos, como foi exemplificado no Capítulo 3, o próximo passo é executar o *OpenVibe Acquisition Server*, o qual abre a janela demonstrada na Figura 1.1, em seguida, modifica-se o *Driver* para *Open BCI* devido a comunicação ser com a Placa Cyton da Empresa *Open BCI*.

O Software também dá a possibilidade de alterar os nomes dos canais. Para tanto, basta clicar nessa janela em *Driver Properties*, abrindo assim, a janela da Figura 1.2, onde se deve clicar em *Change Channel Names*, a qual abre outra janela, que por sua vez, possibilitará essa alteração. Desta forma, executando estes passos e procurando os oito canais utilizados durante o experimento, como mostra a Figura 1.3.

Figura 1.1 _ Janela aberta após executar o OpenVibe Acquisition Server.



Fonte: Retirada e alterada do Software *OpenVibe*.

Figura 1.2 _ Janela aberta após clicar em *Driver Properties*.

Device configuration

OpenBCI reader

Upon initialization, board responses will appear in the console at **Trace** level and should end by "\$\$\$".

The last 3 channels represent accelerometer values.
The sampling rate and the total number of channels are automatically selected depending on the **Use Daisy Module** option
(8 EEG + 3 acc. at 250Hz without, 16 EEG + 3 acc. at 125Hz with).

Use **"Custom Commands on Initialisation"** to configure the board between reset and streaming. Refer to OpenBCI doc for more details.

Identifier : 0
Gender : unspecified
Age : 18

Device : Automatic
Use Daisy Module : ☐

Custom Commands on Initialization :
(1 command per line)

Board Reply Reading Timeout (ms) : 5000
Board Reply Flushing Timeout (ms) : 500

Configuration Summary: 8 EEG Channels
3 Accelerometer Channels
250 Hz Sampling Rate

Change channel names

Apply Cancel

Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Figura 1.3 _ Janela em que se escolhe o nome dos eletrodos após clicar em *Change channel names*.

Choose electrode names...

Name	Index Name
Nz	1 Cz
FP1	2 CPz
FPz	3 C3
FP2	4 C1
AF7	5 CP3
AF3	6 C2
AFz	7 C4
AF4	8 CP4
AF8	9

Load... Save... Apply Cancel

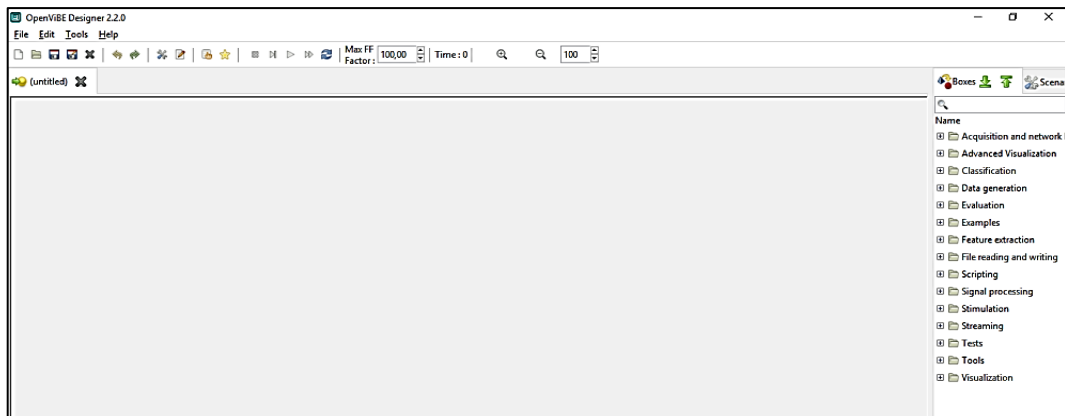
Fonte: Retirada e alterada do *Software OpenVibe*.

Posteriormente, após a fixação dos eletrodos e estas configurações iniciais, deve-se utilizar o primeiro cenário do *OpenVibe* sobre Imagética Motora voltada para o algoritmo CSP. Este cenário está pronto nos exemplos desse *Software*, onde suas descrições e passo a passo utilizados estão descritos a seguir.

2. CENÁRIO 1: MONITORAMENTO DE SINAIS EGG

Após verificar o êxito da comunicação do *Software* com o *Hardware*, precisa-se executar o *OpenVibe Designer* no computador, abrindo assim, a janela demonstrada na Figura 2.1, a qual possibilita a criação, execução e alteração de cenários voltados para o estudo de sinais EEG.

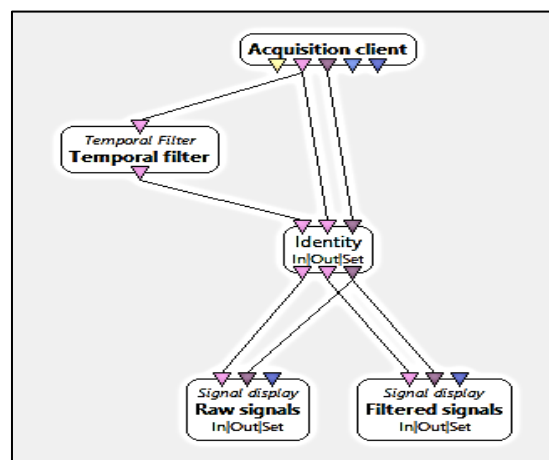
Figura 2.1 _ Interface do *OpenVibe Design* para o desenvolvimento dos cenários.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Em seguida, deve-se clicar em *Select scenario to open*, dentro da pasta da instalação do *OpenVibe* por *Scenarios/BCI-examples/motor-imagery-CSP*, e selecione o arquivo *mi-CSP-0-signal-monitoring.xml*. Desta forma, o cenário será exibido na tela, como mostra a Figura 2.2.

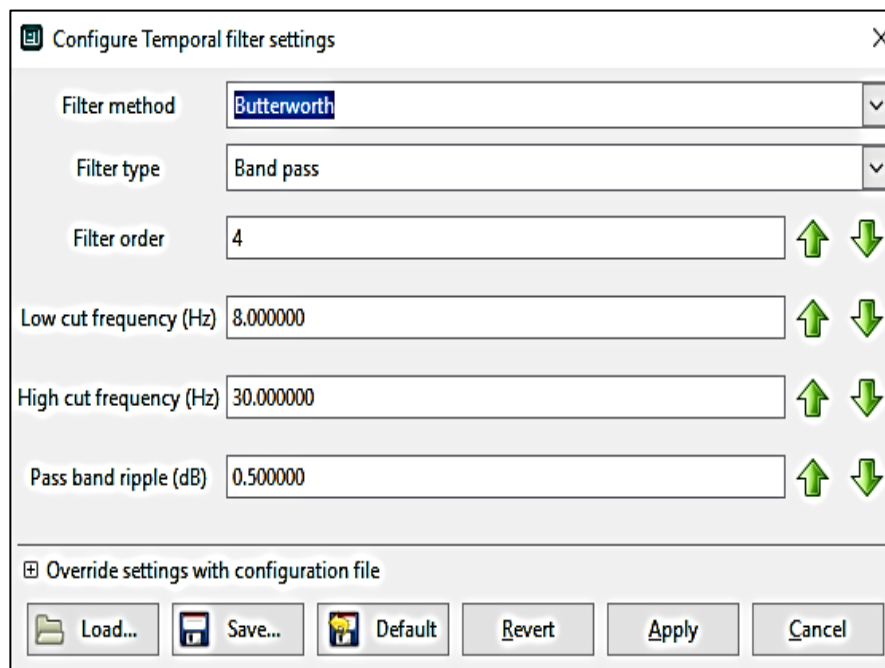
Figura 2.2 _ Cenário 1: Monitoramento de Sinais EEG.



Fonte: Retirada do *OpenVibe Design*.

O objetivo deste cenário é exibir os sinais adquiridos do escalpo do usuário e verificar a sua qualidade. Para tanto, ele é composto por 5 blocos, onde o bloco *Aquisition Client* é responsável por aguardar os dados e os distribuir ao longo do cenário; o bloco *Temporal Filter* é responsável por filtrar o sinal de entrada através da aplicação de um filtro temporal, com base em vários designs de filtro. A Figura 2.3 mostra a configuração do filtro adotado nesta monografia.

Figura 2.3 _ Configurações para o Filtro Temporal.



Fonte: Retirada e alterada do *Software OpenVibe*.

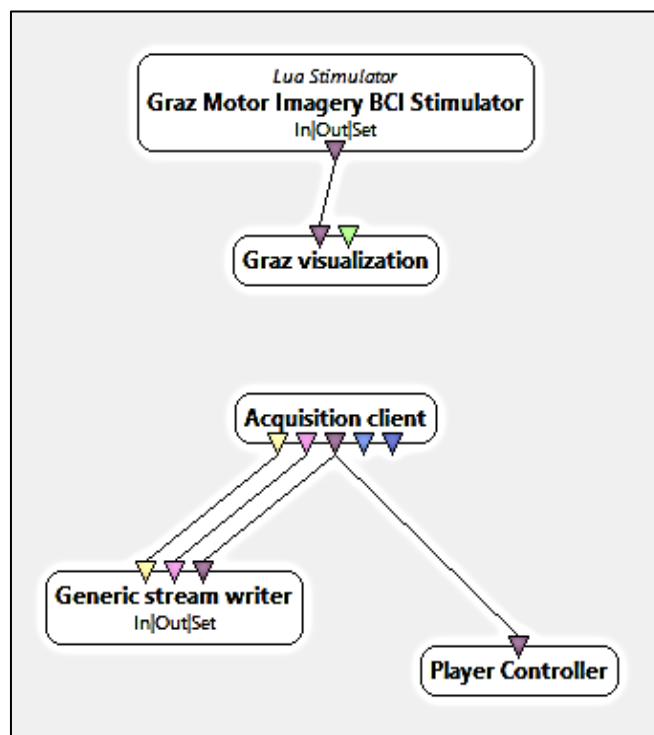
O bloco *Identity* duplica entradas para as saídas correspondentes de maneira similar. Por fim, os blocos referentes ao *Signal Display* exibem os sinais de entrada, os quais, neste caso, serão tanto os sinais brutos quanto os filtrados, cujos resultados são visualizados ao clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario*.

3. CENÁRIO 2: AQUISIÇÃO DE SINAIS EEG

O próprio *software OpenVibe*, no Cenário referente a aquisição de sinais envolvendo CSP, propõe um paradigma bem definido para a execução da imagética motora. Para abrir este cenário basta clicar em *Select scenario to open*, e procurar dentro da pasta da instalação do *OpenVibe* por *Scenarios/BCI-examples/motor-imagery-CSP*, e

selecione o arquivo *mi-CSP-1-acquisition.xml*. Logo, o cenário da Figura 3.1 será aberto.

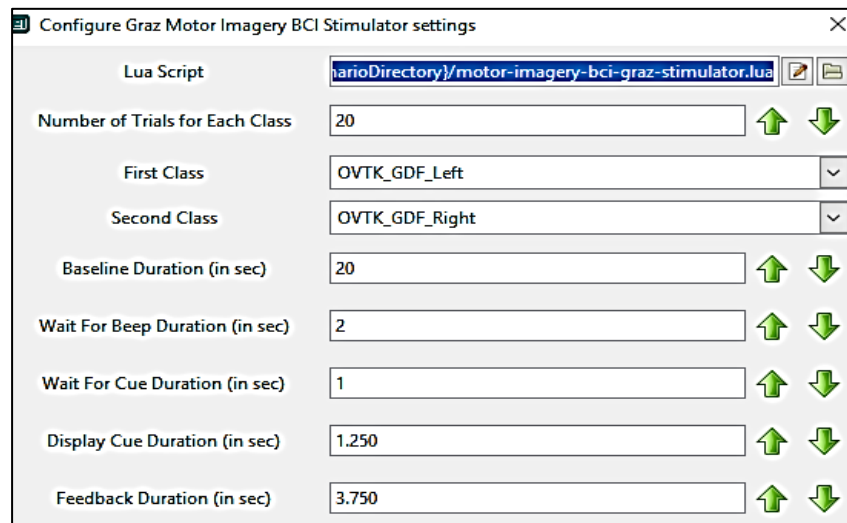
Figura 3.1 _ Cenário 2: Aquisição de Sinais EEG utilizando Imagética Motora.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Este cenário tem como objetivo estimular a Imagética motora através de uma iteração não-verbal, onde aparecerão setas que indicaram se o usuário deverá imaginar o movimento da mão esquerda ou direita. E ao final, este cenário irá gravar os arquivos dos sinais EEG adquiridos em formato .ov.

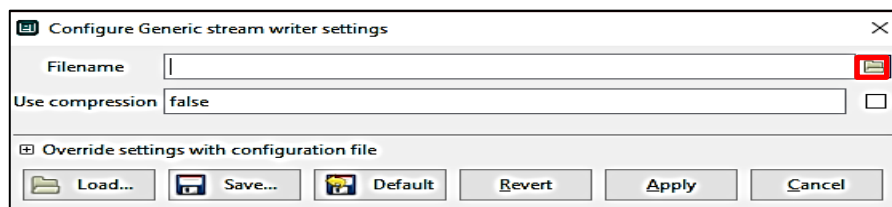
Para tanto, o primeiro bloco é responsável por um controle rápido sobre os fluxos de estimulação graças aos scripts Lua. [32] Seus parâmetros são configuráveis, como mostra a Figura 3.2. Nessa janela de configurações do Script Lua é possível escolher o número de tentativas de Imagética Motora para cada Classe, ou seja, para a mão direita e mão esquerda. Assim como, o tempo de duração do *Beep* e da cruz, o tempo de espera e exibição da dica, e o tempo que o usuário poderá desenvolver a atividade que estimula a Imagética Motora.

Figura 3.2 _ Configurações do bloco *Lua Stimulator*

Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

O bloco *Aquisition Client* aguarda os dados advindos da atividade experimental e, depois, os distribui para o restante do cenário. O bloco *Generic Stream Writer* é responsável por gravar estes dados em um arquivo .ov, por isso, deve-se clicar duas vezes sobre este bloco para escolher o lugar onde será salvo o arquivo gerado, como mostra a Figura 3.3.

Figura 3.3 _ Configurações para o local de gravação do Sinal EEG adquirido.



Fonte: retirada e modificada do *Software OpenVibe*.

E, por fim, o bloco *Player Controller*, que executa algumas ações quando a estimulação é recebida, como por exemplo: avançar, pausar, reproduzir e parar. A atividade experimental e, posteriormente, a gravação dos arquivos em formato .ov serão iniciados após clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario*. Dos arquivos adquiridos, dois foram escolhidos, os quais serão utilizados nos próximos cenários.

4. CENÁRIO 3: TREINANDO O ALGORITMO CSP

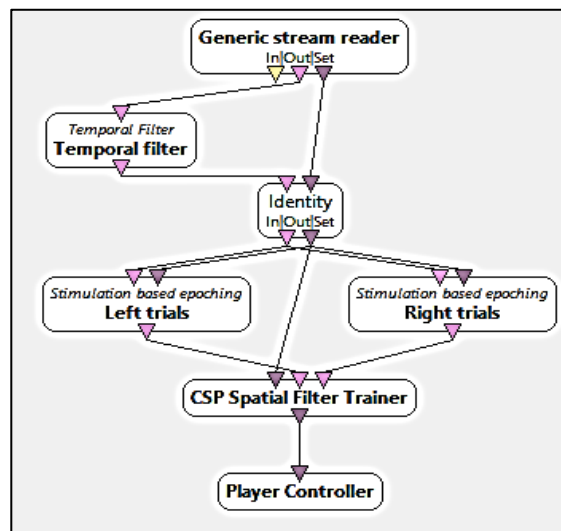
Após a aquisição do sinal, as etapas seguintes se referem ao processamento deste sinal e à aprendizagem de máquina. Para tanto, o sinal precisa ser primeiramente filtrado e, depois passar pelos algoritmos CSP e LDA. Neste trabalho o cenário 3 foi dividido em duas propostas no que se diz respeito aos blocos referentes à filtragem dos sinais EEG, onde a primeira é o método clássico que possui apenas um filtro temporal; A segunda implementa um banco de filtros no cenário. Ambas as metodologias foram desenvolvidas computacionalmente, como descreve as subseções a seguir.

É importante esclarecer que, independentemente da filtragem escolhida o objetivo principal deste cenário é treinar o algoritmo CSP. No entanto, essa diversidade na filtragem é que de fato será o diferencial para a comparação e discussão dos resultados obtidos.

4.1 Treinamento do algoritmo CSP com um filtro temporal (8-30Hz)

Para este primeiro caso, o cenário encontra-se montado, faltando apenas adaptar suas configurações para o que se deseja, para abrir este cenário basta clicar em *Select scenario to open*, e procurar dentro da pasta da instalação do *OpenVibe* por *Scenarios/BCI-examples/motor-imagery-CSP*, e selecionar o arquivo *mi-CSP-2-train-CSP.xml*. Dessa forma, o cenário da figura a seguir será aberto.

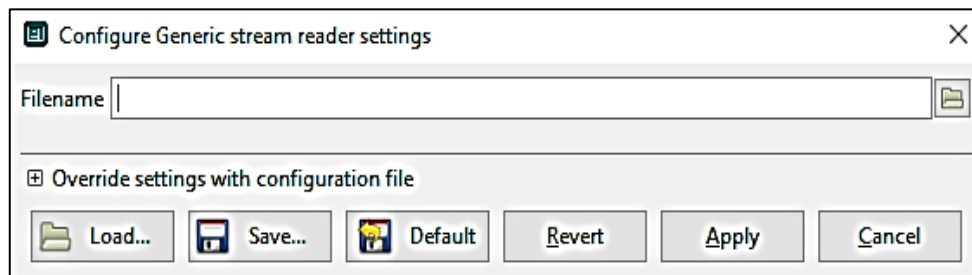
Figura 4.1 _ Cenário 3: Treinamento do algoritmo CSP.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

O bloco *Generic Stream Reader* é capaz de ler qualquer arquivo salvo com o bloco *Generic Stream Writer*. Desta forma, deve-se clicar duas vezes sobre aquele bloco, abrindo assim, a janela da Figura 4.2, onde é possível selecionar o sinal gravado anteriormente. Nesta etapa será utilizado o arquivo que foi considerado como conjunto de treinamento.

Figura 4.2 _ Bloco para configurar o sinal a ser utilizado.

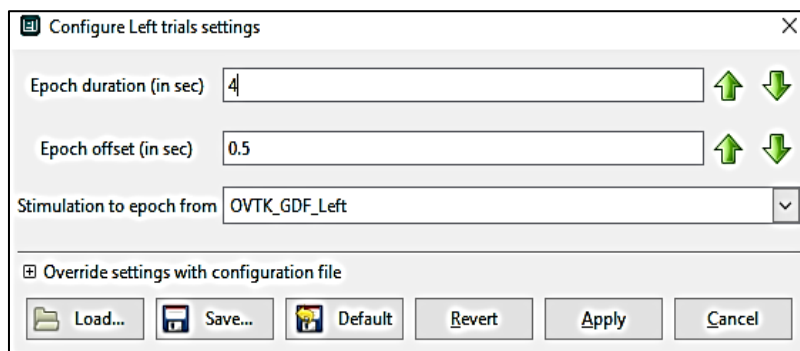


Fonte: Retirada e modificada do *Software OpenVibe*.

Os blocos *Temporal Filter*, *Identity* e *Player Controller* foram definidos no cenário 1 e terão as mesmas funções e configurações.

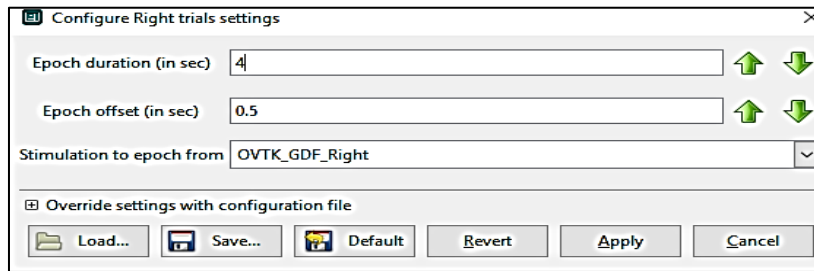
Os blocos *Stimulation based epoching* selecionam parte do sinal que está próximo a um evento específico ou estimulação. Por este motivo, é necessário analisar novamente o paradigma da Figura 4.10, pois nele percebe-se que, após o estímulo da dica, o usuário possui quase 4 segundos para executar a Imagética Motora. Verificando isso, agora basta configurar estes blocos, clicando duas vezes sobre eles e configurando a duração da época para 4 segundos. Pode-se manter o offset da época como 0,5 segundos, como mostra as Figuras 4.3 e 4.4.

Figura 4.3 _ Bloco que configura as definições de teste para a mão esquerda.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

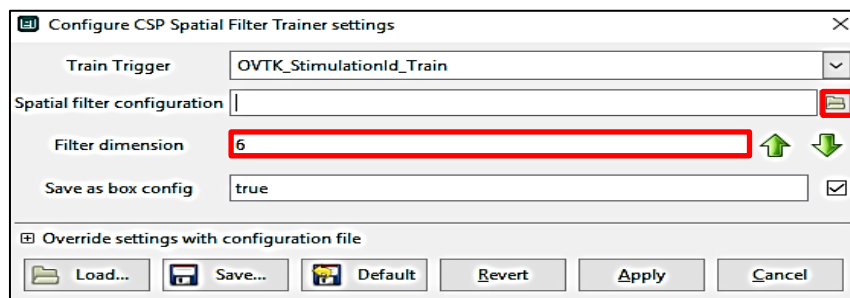
Figura 4.4 _ Bloco que configura as definições de teste para a mão direita.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Finalmente, o bloco *CSP Spatial Filter Trainer* é responsável por calcular os coeficientes de filtros espaciais de acordo com o algoritmo *Common Spatial Pattern*. Por isso, para completar suas configurações, precisa-se indicar onde e com que nome o arquivo em formato *.cfg* será salvo, assim como, qual a dimensão do Filtro. Para tanto, basta dar um duplo clique sobre este bloco e deixar o filtro com a mesma dimensão e selecionar o salvamento do arquivo a ser gerado, como mostra a Figura 4.5.

Figura 4.5 _ Configurações para treinamento do Filtro CSP.



Fonte: Retirada e modificada do *Software OpenVibe*.

O treinamento do CSP e, posteriormente, sua gravação em formato de arquivo *.cfg* serão iniciados após clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario*. O arquivo gerado será utilizado nos próximos cenários.

4.2 Treinamento do algoritmo CSP com um banco com doze filtros

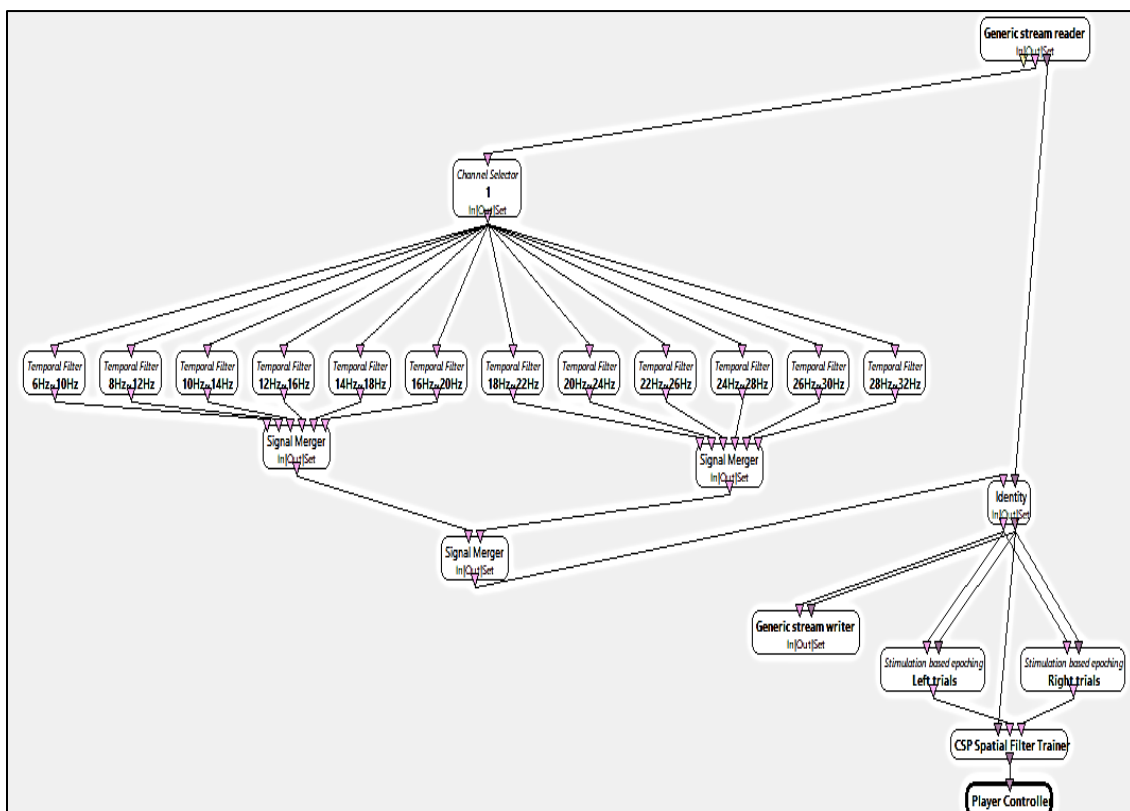
Para o segundo caso, todas as etapas e configurações são idênticas, com exceção da etapa de filtragem do sinal. Por isso, ao invés de um bloco *Temporal Filter*, o cenário será modificado para a adição de mais doze blocos desses, resultando em doze

filtros temporais antes do treinamento do algoritmo CSP. A única modificação na configuração desses filtros se refere às frequências de corte, onde cada um deles é limitado por sub-bandas de 4Hz que variam de 6 a 32Hz.

Outro detalhe importante é que se adicionaram blocos *Signal Merger* com o intuito de mesclar o sinal que sai de cada filtro em um único fluxo de saída. Além disso, adicionou-se o bloco *Channel selector*, o qual permite a restrição dos dados do sinal de saída para um subconjunto de dados recebidos com base em uma lista de canais. Estes canais podem ser identificados pelo seu índice ou seu nome, os quais foram definidos anteriormente. A adição deste novo bloco possibilitará o controle de quantos e quais canais se deseja estudar, possibilitando assim, a verificação do desempenho de cada canal estando sozinho ou combinado com dois ou mais canais.

Além disso, o sinal implementado no CSP não será mais o sinal original adquirido anteriormente, justamente por passar por restrições de canais. Por isso, necessita-se gravar o novo sinal que é utilizado para o treinamento do CSP, pois este também é utilizado para o treinamento do algoritmo LDA. Por isso, adiciona-se o bloco *Generic Stream Writer*. Todas essas modificações podem ser visualizadas na Figura 4.6.

Figura 4.6 _ Cenário 3: Treinamento do algoritmo CSP utilizando banco com doze filtros.

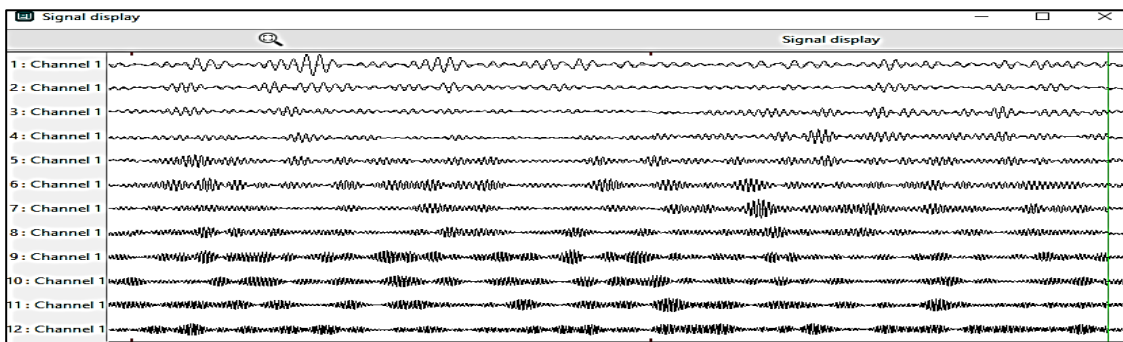


Fonte: Retirada e modificada do Software OpenVibe.

Devido à mudança descrita no parágrafo anterior, é necessário simular duas vezes este cenário, uma vez com o conjunto de teste e outra com o conjunto de validação. No entanto, deve-se descartar o CSP gerado pelo conjunto de validação, pois o intuito da simulação com este conjunto é adquirir o novo sinal criado através do uso do banco de filtros, que será armazenado no bloco *Generic Stream Writer*.

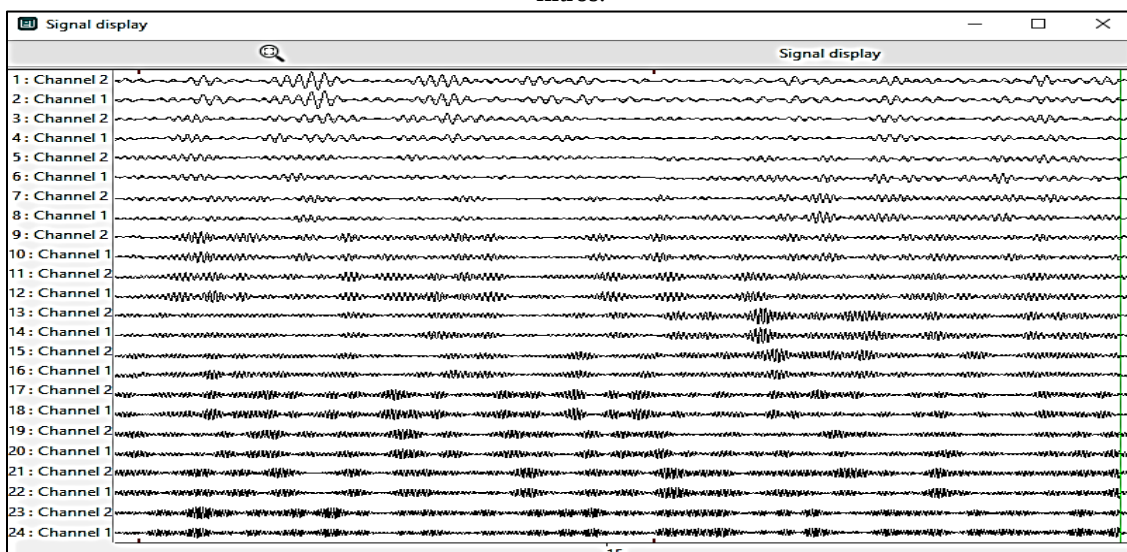
Esse banco de filtros implementado possibilita maior quantidade de dados para a entrada do bloco *Identity*, por exemplo: se quem desenvolve os algoritmos resolve estudar um canal apenas, a entrada do bloco *Identity* terá 12 sinais referentes ao canal escolhido em 12 faixas de frequência diferentes, como mostra a Figura 4.7. Ao utilizar 2 canais, tem-se 24 sinais, como mostra a Figura 4.8, e assim, sucessivamente.

Figura 4.7 _ Sinais de EEG para o canal 1 após passar pelo conjunto de filtros.



Fonte: Retirada do Software OpenVibe.

Figura 4.8 _ Sinais de EEG para a combinação dos canais 1 e 2 após passar pelo conjunto de filtros.



Fonte: Retirada do Software OpenVibe.

As Figuras 4.7 e 4.8 podem ser obtidas adicionando um bloco *Signal Display* na saída do último bloco *Signal Merger*.

Sendo assim, o treinamento do CSP e, posteriormente, sua gravação em formato de arquivo *.cfg* serão iniciados após clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario*.

Vale lembrar que, ao final, para este cenário com banco de filtros, teremos que ter três arquivos: um será o arquivo em formato *.ov* referente ao sinais advindos do conjunto de treinamento após passar pelo banco de filtros, o outro será o arquivo em formato *.ov* referente ao sinais advindos do conjunto de validação após passar pelo banco de filtros; onde estes dois arquivos serão gravados pelo bloco *Generic Stream Writer*. E, o último arquivo será em formato *.cfg* e originado do conjunto de treinamento, correspondendo assim, ao CSP treinado. Todos estes resultados serão aplicados nos outros cenários a seguir.

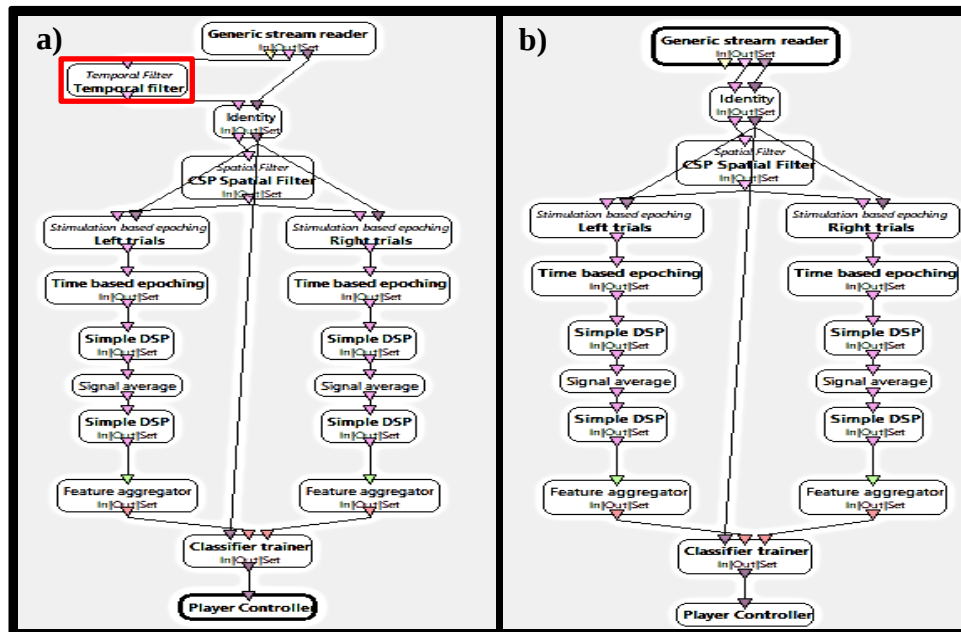
5. CENÁRIO 4: TREINANDO O ALGORITMO LDA

Concluindo o treinamento do CSP, o próximo objetivo é a extração de características e o treinamento do Classificador, que para este trabalho será utilizado o LDA. Devido o cenário 3 contemplar duas metodologias diferentes, este cenário apresentará também duas versões para melhor entendimento.

5.1 Classificação no OpenVibe utilizando o algoritmo análise discriminante linear (LDA)

Este cenário também se encontra disponível ao clicar em *Select scenario to open*, e procurar dentro da pasta da instalação do *OpenVibe* por *Scenarios/BCI-examples/motor-imagery-CSP*. O arquivo que se deve selecionar é o *mi-CSP-3-classifier-train.xml*. Na Figura 4.9, é possível notar que são os mesmos cenários, diferenciados apenas pela inclusão ou não do bloco *Temporal Filter*, o qual possui a mesma configuração adotada em outros cenários.

Figura 4.9 _ Cenário 4: Treinamento do LDA. a) Versão original para os dados adquiridos com apenas um filtro temporal. b) Versão modificada para os dados adquiridos com o banco de filtros.

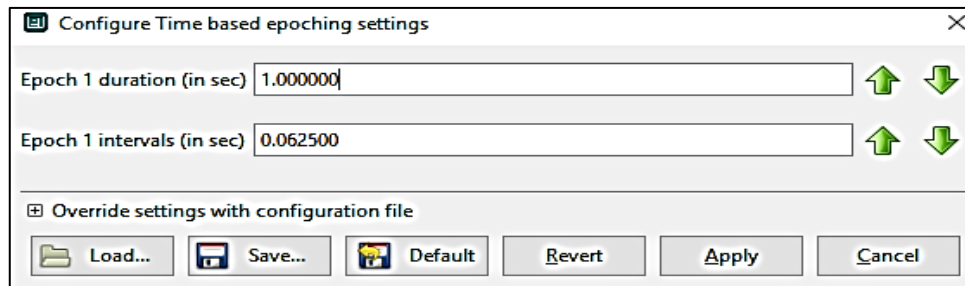


Fonte: Retiradas e alteradas do *Software OpenVibe*.

A próxima diferença é em relação aos arquivos a serem selecionados para o treinamento do LDA. Na versão da Figura 4.9a o bloco *Generic Stream Reader* irá ler o arquivo escolhido como conjunto de treinamento criado e gravado no cenário 2, e o bloco *CSP Spatial Filter* será implementado com o CSP treinado no cenário 3 para o caso com apenas um filtro temporal. Na Figura 4.9b o bloco *Generic Stream Reader* irá ler o arquivo derivado do conjunto de treinamento, o qual foi criado e gravado no cenário 3 após passar pelo banco de filtros, e o bloco *CSP Spatial Filter* será implementado com o CSP treinado no cenário 3 para o caso em que foi implementado o banco de filtros.

Os demais blocos seguem a mesma configuração em ambas as versões deste cenário. Sendo assim, tem-se, em seguida, o bloco *Stimulation based epoching*, o qual foi explicado no cenário anterior. Depois, há o bloco *Time based epoching* gera fatias de sinais com duração e intervalos especificados. Ele se assemelha ao bloco que o antecede, pois apenas gera épocas quando uma determinada estimulação é recebida. Por isso, que possui dois conectores de entrada: um para sinais e outro para estímulos. A Figura 4.10 demonstra suas configurações, onde o próprio Software deixa pré-configurado que será gerado épocas de 1 segundo a cada 1/16 de segundo.

Figura 4.10_ Configurações do bloco *Time based epoching*.

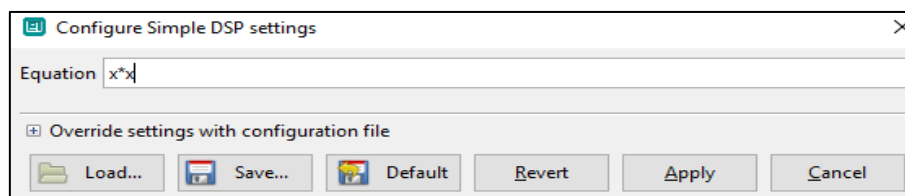


Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Logo após o sinal ser dividido em blocos de 1 segundo a cada 16 segundos, têm-se blocos *Simple DSP*, que são responsáveis por aplicar fórmulas matemáticas às matrizes a cada amostra de um sinal recebido e gerar o sinal resultante.

As operações matemáticas implementadas em cada bloco *Simple DSP* deste cenário são justificadas pela criação do vetor de características descrito anteriormente, onde retira-se a média do sinal e é aplicado a função logarítmica. A demonstração destas fórmulas podem ser verificadas nas figuras a seguir.

Figura 4.11 _ Configuração do primeiro bloco *Simple DSP*.



Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Figura 4.12 _ Configuração do segundo bloco *Simple DSP*.



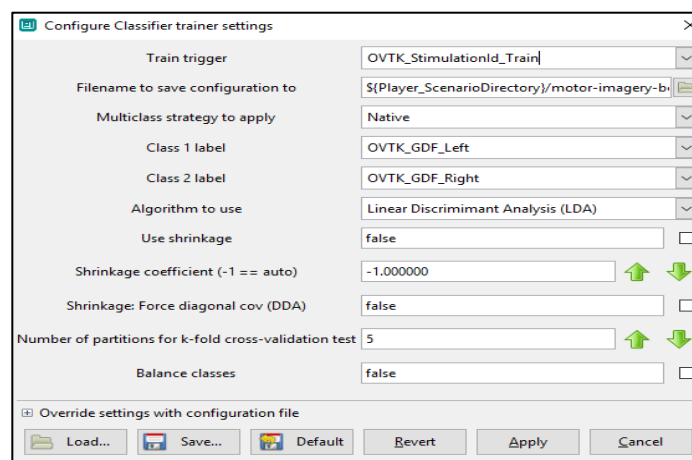
Fonte: Retirada do *Software OpenVibe*.

Entre estes blocos *Simple DSP* há o bloco *Signal Average*, o qual possui a função de calcular a média de cada buffer de entrada, funcionando assim, como uma média móvel, que é um recurso utilizado para identificar a tendência de um conjunto de

dados dispostos em uma série temporal, de forma que se possa entender para qual caminho os dados parecem apontar e se vai seguir um padrão. O próximo bloco, *Feature Aggregator*, é responsável por agregar entrada, onde as matrizes podem então ser convertidas em vetores de característica.

Em seguida, o bloco *Classifier Trainer* tem a função de executar o treinamento de um classificador com estimativa de erro baseada em validação cruzada. [33] Desta forma, o bloco coleta vários vetores de características. Esses vetores serão rotulados dependendo da entrada em que eles chegam. Quando uma estimulação específica chega, um processo de treinamento é acionado. Ao clicar duplamente sobre este bloco é possível configurar diversos parâmetros, como: tipos de classes e tipos de algoritmo de classificação. Os parâmetros escolhidos são demonstrados na Figura 4.13, onde é possível notar que, optou-se pelas classes correspondentes pelas mãos direita e esquerda, assim como, pelo algoritmo LDA. Além disso, precisa-se determinar o local em que o arquivo deste LDA em formato *.cfg* será salvo.

Figura 4.13 _ Configurações para treinamento do Classificador.



Fonte: Retirada e modificada do *Software OpenVibe*.

E, por fim, o bloco Payer Controller, que foi mencionado anteriormente. O Treinamento do CSP e a gravação do mesmo em arquivo no formato *.cfg* serão realizados após clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario*. Vale ressaltar que, a simulação deste cenário deve ser executada duas vezes, uma para cada versão, onde estes arquivos adquiridos serão utilizados no próximo cenário.

6. CENÁRIO 5: EXECUÇÃO DE RESULTADOS

Este último cenário possui as ferramentas de desempenho do classificador que são usadas para exibir a matriz de confusão do classificador e seu desempenho global durante a atividade experimental. Ele permite a obtenção de resultados estando no estado *off-line*, ou seja, utilizando arquivos gravados ao invés de utilizar um servidor de aquisição.

Para tanto, deve-se abrir este cenário clicando em *Select scenario to open*, e procurando dentro da pasta da instalação do *OpenVibe* por *Scenarios/BCI-examples/motor-imagery-CSP*, e selecionando o arquivo *mi-CSP-5-Replay.xml*. Abrindo assim, o cenário da Figura 4.14 a seguir.

Figura 4.14 _ Cenário 5: Execução dos resultados. a) Versão original para os dados adquiridos com apenas um filtro temporal. b) Versão modificada para os dados adquiridos com o banco de filtros.



Fonte: Retiradas e alteradas do Software OpenVibe.

Na Figura 4.14a,b, é possível notar que são os mesmos cenários, diferenciados apenas pela inclusão ou não do bloco *Temporal Filter*, o qual possui a mesma configuração adotada em outros cenários.

A outra diferença novamente é em relação aos arquivos que são selecionados para a execução dos resultados.

A versão da Figura 4.14a é utilizada duas vezes. A primeira vez inclui em seu bloco *Generic Stream Reader* a leitura do arquivo escolhido como conjunto de treinamento criado e gravado no cenário 2, depois é inserido no bloco *CSP Spatial Filter* o CSP treinado, e por último, o LDA no bloco *Classifier Processor*. Sendo que, tanto o CSP quanto o LDA são os que foram criados e gravados nos cenários contendo sua versão original. Esta simulação gera o resultado de TREINAMENTO, onde os mesmos dados de entrada são os mesmos utilizados para o treinamento dos algoritmos.

A segunda vez em que a versão da Figura 4.14a é simulada, ela mantém o CSP e o LDA treinado com o conjunto de treinamento, mas altera o seu sinal de entrada no bloco *Generic Stream Reader*, o qual agora pode ler o sinal do conjunto de validação obtido e gravado no cenário 2. Dessa forma, essa simulação gera o resultado de VALIDAÇÃO, onde os dados de entrada diferem dos dados utilizados no treinamento dos algoritmos.

A versão da Figura 4.14b também é simulada duas vezes. A primeira vez inclui em seu bloco *Generic Stream Reader* a leitura do arquivo derivado do conjunto de treinamento, o qual foi criado e gravado no cenário 3 após ser filtrado pelo banco com doze filtros, depois, é inserido no bloco *CSP Spatial Filter* o CSP treinado, e por último, o LDA no bloco *Classifier Processor*. Sendo que, tanto o CSP quanto o LDA são os que foram criados e gravados nos cenários contendo a versão modificada, especificamente, para o caso em que há a implementação do conjunto de filtros. Esta simulação gerará o resultado de TREINAMENTO para os cenários que contemplam o banco com doze filtros, onde os mesmos dados de entrada são os mesmos utilizados para o treinamento dos algoritmos.

A segunda vez em que a versão da Figura 4.14b é simulada, ela mantém o CSP e o LDA treinado com o arquivo derivado do conjunto de treinamento após ser filtrado pelo banco com doze filtros, mas altera o seu sinal de entrada no bloco *Generic Stream Reader*, o qual agora pode ler o sinal o arquivo derivado do conjunto de validação obtido e gravado no cenário 3 modificado. Dessa forma, essa simulação gera o resultado de VALIDAÇÃO, onde os dados de entrada diferem dos dados utilizados no

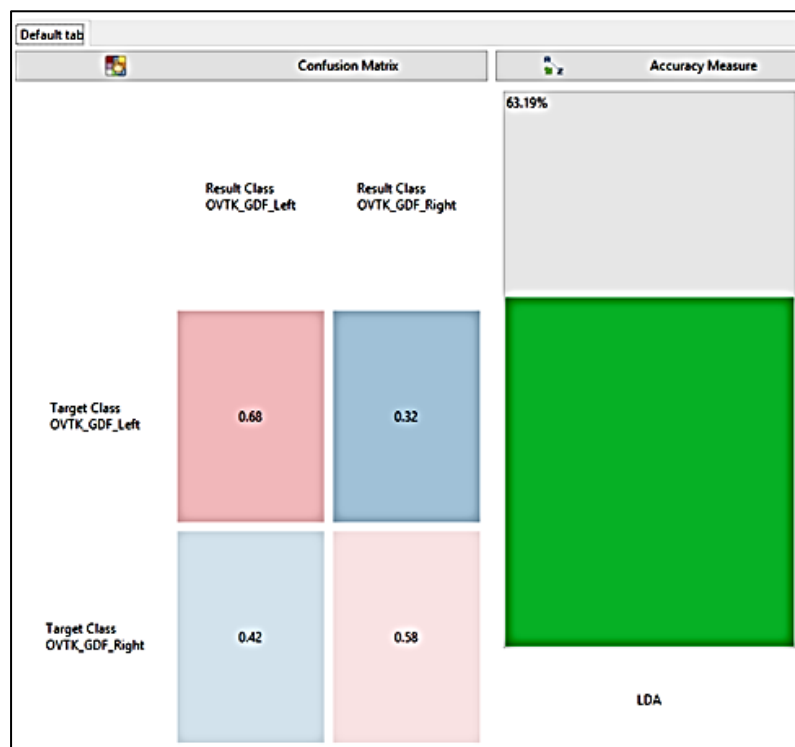
treinamento dos algoritmos, validando assim, a eficácia dos cenários desenvolvidos para o método contendo o banco de filtros.

Os demais blocos foram explicados e configurados anteriormente, com exceção dos blocos: *Stimulator Filter*, o qual filtra os estímulos recebidos selecionando ou rejeitando faixas específicas de estímulos; *Classifier Accuracy Measure* que é responsável por exibir as acurácias advindas do classificador em tempo real através de barras de progresso vertical, onde essas acurácias são calculadas em função dos resultados dos classificadores, em comparação com os alvos recebidos.

Por fim, o bloco *Confusion Matrix* executa a computação em tempo real da matriz de confusão de um determinado classificador. Essa matriz de confusão pode ser usada para medir o desempenho do classificador, e sua saída pode ser preenchida com porcentagens ou valores, as quais serão exibidas pelo bloco *Matrix Display*.

Para as simulações serem executadas basta clicar em *starts/pauses the execution of the current scenario* ao final da configuração de cada versão. Ao terminar a execução de cada simulação os resultados terão a estrutura da Figura 4.15.

Figura 4.15 _ Demonstração da acurácia e da Matriz de Confusão.



Fonte: Resultado de autoria própria adquirido através de Simulação no Software OpenVibe.

Através desta figura é possível notar que a matriz de confusão quantifica o desempenho do sistema ICC. Para o levantamento da acurácia, porcentagem descrita pela barra verde (para este caso foi de 63.19% como mostra na Figura 4.15), é necessário que se utilize algumas métricas envolvendo a classe alvo (classe que foi imaginada) e a classe resultante (classe que o sistema interpretou ser imaginada).

Para tanto, o primeiro bloco da matriz demonstra a porcentagem das vezes em que a classe imaginada era a mão esquerda e o sistema conseguiu acertá-la (para este caso foi de 68% como mostra na Figura 4.15); o segundo bloco exibe a porcentagem das ocasiões em que a classe imaginada era a mão esquerda e o sistema errou, identificando a mão direita (nestas circunstâncias o valor foi de 32%, como mostra na Figura 4.15). O terceiro bloco da matriz demonstra a porcentagem das vezes em que a classe imaginada era a mão direita e o sistema conseguiu identificá-la (nestas circunstâncias o valor foi de 42%, como mostra na Figura 4.15); e finalmente, o quarto bloco exibe a porcentagem das ocasiões em que a classe imaginada era a mão direita e o sistema errou, identificando a mão esquerda (nesta ocasião o valor foi de 58%, como mostra na Figura 4.15). O resultado da Figura 4.15 está registrado na Tabela 4.3 da monografia que antecede este anexo.

Vale ressaltar que, todos os blocos do *Software OpenVibe* podem ser mais bem detalhados clicando em cima do bloco de interesse e pressionando a tecla F1 do teclado do computador. Ao pressionar, o computador abre uma página na web, a qual está descrita na referência [34], que serviu de alicerce para a construção das descrições e configurações realizadas ao longo deste capítulo relacionado aos procedimentos computacionais.