

Plataforma Experimental para Desenvolvimento de Interfaces Cérebro-Computador baseadas em Potenciais Evocados Visualmente em Regime Permanente

Raphael E. S. Nascimento, Igor V. M. Sforzin, Manoel R. Caetano Junior e Rafael Ferrari

Resumo— O objetivo deste trabalho é apresentar uma plataforma experimental para pesquisa e desenvolvimento de BCIs baseadas em SSVEP. O sistema proposto permite que sejam explorados atributos de frequência e de fase do potencial visual evocado, bem como a realização de experimentos com inferência em tempo real. Para validar a plataforma, foi realizado um experimento com cinco voluntários explorando todas essas características e utilizadas métricas como acurácia e ITR que demonstraram a viabilidade desta plataforma para uso em interfaces BCI com múltiplos comandos com codificação de fase.

Palavras-Chave— Interfaces Cérebro-Computador, Potenciais Evocados Visualmente em Regime Permanente, Codificação de Fase, Processamento em Tempo Real

Abstract— The objective of this work is to present an experimental platform for research and development of SSVEP-based brain-computer interfaces (BCIs). The proposed system enables the exploration of both frequency and phase attributes of the visually evoked potential, as well as the execution of experiments with real-time inference. To validate the platform, an experiment was conducted with five volunteers, incorporating all of these features. Metrics such as accuracy and information transfer rate (ITR) were used, demonstrating the feasibility of the platform for BCI applications with multiple command options encoded through phase modulation.

Keywords— Brain-Computer Interfaces, Steady-State Visually Evoked Potential-based, Phase Encoding, Real-Time Processing

I. INTRODUÇÃO

Uma Interface Cérebro-Computador (BCI, do Inglês *Brain-Computer Interface*) é um sistema que possibilita a comunicação direta entre o cérebro humano e dispositivos externos, sem a necessidade de envolvimento de vias motoras convencionais, como músculos ou nervos periféricos. O conceito de BCI surgiu como uma ferramenta promissora para permitir que pessoas com deficiências motoras severas, como aquelas que sofrem de paralisia devido a acidentes vasculares cerebrais ou lesões na medula espinhal, possam interagir com o ambiente de maneira independente. Em um sistema BCI, sinais elétricos gerados pela atividade cerebral, geralmente captados por

eletroencefalografia (EEG), são processados e convertidos em comandos que podem ser usados para controlar dispositivos, como próteses robóticas, cadeiras de rodas ou mesmo sistemas de comunicação [1].

Dentro dos vários paradigmas de BCIs, os sistemas baseados em Potenciais Evocados Visualmente em Regime Permanente (SSVEP, do inglês *Steady-State Visual Evoked Potentials*) têm ganhado destaque devido à sua alta taxa de transferência de informações e à natureza não invasiva da sua aplicação. O paradigma SSVEP é um dos mais eficientes e amplamente utilizados para sistemas BCI baseados em sinais eletrofisiológicos. Neste paradigma, estímulos visuais cintilantes são apresentados ao usuário. Quando um indivíduo foca a sua atenção em um desses estímulos, surge na atividade elétrica cerebral um potencial evocado na frequência e na fase da cintilação [2]. Ou seja, a estimulação visual e suas características de fase e frequência podem ser detectadas através de técnicas de processamento de sinais [3].

A grande vantagem do SSVEP é que, ao expor o usuário ao estímulo, é possível detectar no seu EEG uma resposta evocada em amplitude e em fase na frequência de cintilação do estímulo e em suas harmônicas, permitindo a identificação precisa do foco de atenção do usuário com base na detecção dessas frequências [4]. Isso possibilita a criação de interfaces que permitem que os usuários selecionem comandos simplesmente ao olhar para diferentes áreas de uma tela, onde cada área exibe um estímulo cintilante distinto. Além disso, o SSVEP é capaz de proporcionar uma comunicação eficiente entre o usuário e o sistema sem a necessidade de treinamento extenso por parte do usuário, como ocorre em outros paradigmas de BCI [5].

Para o desenvolvimento de um sistema BCI, é necessário o projeto de um sistema de estimulação visual. Na literatura algumas abordagens já foram propostas. Chen et. al [6] propuseram um painel de estimulação visual com 45 frequências, variando de 7 Hz a 15,8 Hz, com intervalo de 0,2 Hz. Wang et. al [7] projetaram um sistema com 40 estímulos, que foram codificadas usando uma metodologia de modulação conjunta de frequência e fase. Nessa abordagem, cada estímulo possui uma frequência distinta com uma fase associada, sendo colocada uma defasagem de 0.5π entre frequências adjacentes. A codificação de fase tem como objetivo reduzir a correlação entre as diferentes frequências de estimulação, de modo que o processo de discriminação dos estímulos seja facilitado. As frequências utilizadas variaram de 8 Hz a 15,8 Hz, com

Raphael Nascimento, DCA-FEEC, UNICAMP, e-mail: r186305@dac.unicamp.br; Igor V. M. Sforzin, DCA-FEEC, UNICAMP, e-mail: i256819@dac.unicamp.br; Manoel R. Caetano Junior, DCA-FEEC, UNICAMP, e-mail: m240652@dac.unicamp.br; Rafael Ferrari, DCA-FEEC, UNICAMP, e-mail: rafaelf@unicamp.br. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC) e do PROGRAMA DE INCENTIVO A NOVOS DOCENTES (PIND) da UNICAMP.

incrementos de 0,2 Hz. Esta estratégia permitiu que o sistema proposto alcançasse taxas de acerto superiores a 95%, devido a incorporação da fase na codificação dos estímulos.

De acordo com [8], em sistemas BCI baseados em SSVEP, as frequências entre 9 Hz e 30 Hz são ideais para estímulos SSVEP em monitores LED pois apresentam uma melhor performance de acurácia. No entanto, conforme a quantidade de comandos que podem ser gerados aumenta, o projeto do sistema de estimulação visual se torna mais complexo, pois o intervalo entre as frequências, dentro da faixa ideal, se torna cada vez menor. Nesse sentido, um sistema que consiga extrair de forma eficiente a informação de fase associada às frequências de estimulação pode viabilizar a construção de um painel em que algumas frequências podem ser reutilizadas [9].

Este trabalho tem como objetivo apresentar uma plataforma experimental para pesquisa e desenvolvimento de sistemas BCI baseados em SSVEP. Os dados de EEG são adquiridos através de um sistema de aquisição de baixo custo OpenBCI Cyton [10], que permite a coleta de dados provenientes de 8 eletrodos. O sistema possui um mecanismo que garante a sincronização entre estimulação visual e aquisição de dados que permite a exploração da informação de fase do potencial evocado. Nesse sentido, foi projetada uma matriz de estimulação com oito estímulos cintilantes, codificados apenas com duas frequências, em que cada frequência modela quatro estímulos que possuem fases em quadratura. Para validar o sistema proposto e verificar a influência da fase na tarefa de discriminação dos estímulos, foi realizado um procedimento experimental que contou com a participação de cinco voluntários. O desempenho do sistema BCI projetado foi avaliado durante sua operação *online* e, posteriormente, uma análise *offline* foi realizada. As métricas de avaliação utilizadas foram o acurácia e a taxa de transferência de informação (ITR, do inglês *Information Transfer Rate*) [1], amplamente empregadas em sistemas SSVEP-BCI [7].

Este artigo está organizado da seguinte forma. A seção II é separada de forma a descrever o funcionamento da plataforma proposta, o algoritmo de processamento e o protocolo de coleta dos dados. A seção III apresenta os resultados de desempenho obtidos durante a operação *online* e *offline* do sistema. Por fim, a seção IV apresenta as conclusões.

II. METODOLOGIA

A. Descrição da plataforma proposta

Conforme representado no diagrama de blocos da Figura 1, a plataforma experimental é composta por quatro sistemas principais: estimulação, aquisição, processamento e sincronização. O sistema de estimulação é responsável pela geração dos estímulos visuais apresentados ao usuário da interface. O sistema de aquisição realiza o registro da atividade cerebral por meio da extração do EEG. O sistema de sincronização permite que a aquisição e a estimulação operem em sincronia. Por fim, o sistema de processamento coordena os demais, processa o sinal extraído e gera os comandos de saída da interface. É implementado em um computador com processador AMD Ryzen 9 7950X, 64 GB de RAM e GPU Nvidia RTX 3060. Os requisitos mínimos, no entanto, são somente uma placa

de vídeo compatível com o OpenGL 2.1 e um processador com arquitetura de 64 bits. O programa de gerenciamento e controle foi construído em Octave.

O sistema de estimulação foi implementado utilizando a biblioteca Psychtoolbox-3 para Octave/Matlab, que permite gerar estímulos visuais cintilantes com sincronização precisa à taxa de atualização do monitor LCD [9]. Essa abordagem garante que cada quadro da tela corresponda a uma amostra exata da função de estímulo, evitando inconsistências causadas por atualizações fora de sincronia.

Os estímulos seguem um padrão senoidal, e sua intensidade luminosa em função do tempo é dada por:

$$s(f, \phi, t) = \frac{1}{2}(1 + \sin[2\pi ft/f_m + \phi]), \quad (1)$$

em que t representa o instante discreto de amostragem, f_m é a taxa de atualização do monitor, f é a frequência do estímulo, e ϕ é sua fase inicial. Essa função retorna valores entre 0 e 1, mapeados diretamente em tons de cinza: 0 representa preto e 1 representa branco. A cintilação resultante, portanto, varia suavemente entre esses extremos em uma forma senoidal contínua.

Os estímulos podem ser organizados em uma matriz de pixels com dimensões $X \times Y$, representando, respectivamente, o número de colunas e linhas. Os tamanhos individuais de cada estímulo (R_x, R_y) são calculados de acordo com

$$\begin{aligned} R_x &= (T_x - 2B_x - (X - 1)E_x)/X \\ R_y &= (T_y - 2B_y - (Y - 1)E_y)/Y, \end{aligned} \quad (2)$$

em que T_x e T_y representam o tamanho da tela, B_x e B_y são as distâncias até as bordas laterais e superiores/inferiores, e E_x e E_y definem o espaçamento entre os estímulos adjacentes, em pixels. O sistema de estimulação pode gerar estímulos dentro da faixa de frequência ideal para os estímulos SSVEP.

O sistema de aquisição dos sinais de EEG utiliza a placa de biossensores OpenBCI Cyton [10], que possui oito canais, taxa de amostragem de 250 Hz e precisão de 24 bits. A comunicação entre a Cyton e o sistema de processamento (computador) é feita por meio de uma interface *Bluetooth*. A Cyton possui 5 pinos digitais cujos estados lógicos são registrados em conjunto com cada amostra de EEG, permitindo o uso desses canais para sincronização com eventos externos. Essa funcionalidade foi explorada para construir um mecanismo de sincronização preciso entre a geração dos estímulos visuais e a aquisição do EEG. Durante os períodos em que a estimulação está ativa (janelas de estimulação), o pino digital D11 da Cyton é mantido em nível lógico alto. Nos intervalos em que a estimulação está desligada (janelas de repouso) é atribuído um nível lógico baixo ao pino digital. Dessa forma, torna-se possível identificar exatamente quais amostras do EEG foram coletadas sob estimulação.

A atribuição do nível lógico ao pino digital D11 foi implementada com o uso de um Arduino Uno, que se comunica com o computador por meio de uma interface serial assíncrona. O Arduino Uno recebe comandos do computador responsável pela apresentação visual e manipula os níveis lógicos dos pinos de forma sincronizada com a exibição dos estímulos.

As técnicas de extração de informação do EEG e de inferência do estímulo escolhido pelo usuário são implementadas no sistema de processamento em Octave. A sequência experimental também pode ser escolhida de acordo com os objetivos do experimento. Para validar o funcionamento do sistema, foi implementada uma técnica de referência, a análise de correlação canônica. No experimento de validação, foram usados estímulos codificados em frequência e em fase para avaliar a capacidade de exploração da fase do potencial evocado na plataforma proposta. Para mostrar a versatilidade da plataforma, o experimento de validação combinou uma etapa de calibração seguida de uma etapa *online*, em que as decisões do sistema são geradas em tempo real.

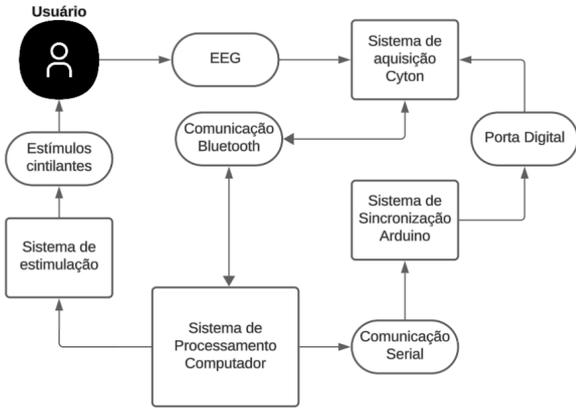


Fig. 1: Diagrama em blocos do sistema

B. Algoritmo de Processamento - CCA

A Análise de Correlação Canônica (CCA, do inglês *Canonical Correlation Analysis*) é amplamente utilizada na detecção de estímulos em sistemas BCI baseados em SSVEP [12]. Trata-se de um método estatístico que mede a correlação entre duas variáveis multidimensionais [13]. Baseando-se em combinações lineares $r = \mathbf{a}^T \mathbf{X}$ e $s = \mathbf{b}^T \mathbf{Y}_k$, que produzem projeções unidimensionais das variáveis \mathbf{X} (sinais de EEG) e \mathbf{Y}_k (sinais de referência do estímulo k de frequência f e fase ϕ_f), busca-se encontrar os vetores \mathbf{a} e \mathbf{b} que maximizam a correlação de Pearson entre r e s ,

$$\rho_k(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a}^T C_{xy} \mathbf{b}}{\sqrt{\mathbf{a}^T C_{xx} \mathbf{a}} \sqrt{\mathbf{b}^T C_{yy} \mathbf{b}}}, \quad (3)$$

em que C_{xy} é a matriz de covariância cruzada entre \mathbf{X} e \mathbf{Y}_k , enquanto C_{xx} e C_{yy} são as matrizes de covariância de \mathbf{X} e \mathbf{Y}_k , respectivamente.

No contexto do SSVEP, \mathbf{X} representa uma janela do sinal EEG multicanal, e \mathbf{Y}_k é composto por sinais senoidais de referência, construídos para cada estímulo-alvo k , conforme

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f n / f_s) \\ \cos(2\pi f n / f_s) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f n / f_s) \\ \cos(2\pi N_h f n / f_s) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

em que f é a frequência de cintilação do estímulo, N_h é o número de harmônicas consideradas, e f_s é a taxa de amostragem do sistema.

Considerando-se uma janela de tempo do EEG adquirido, a correlação ρ_k é avaliada para todos os estímulos e o sistema infere o k -ésimo estímulo cintilante com base naquele que produz a maior correlação

$$\text{Estímulo inferido} = \arg \max(\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_K)$$

em que K é o número total de estímulos disponíveis no sistema.

C. Descrição dos experimentos

Cinco voluntários participaram dos experimentos de validação da plataforma proposta. Cada voluntário foi submetido a duas sessões, cada uma composta por duas fases, calibragem e testes, descritas nas subseções seguintes. Os sinais foram adquiridos utilizando a placa OpenBCI Cyton [10], com oito eletrodos posicionados nas regiões occipital, parietal e central (OZ, O1, O2, PZ, P3, P4, C3 e C4). Os canais foram selecionados com base em sua relevância para a captação de SSVEPs e também considerando a impedância apresentada por cada voluntário, priorizando os que exibiram melhor relação sinal-ruído. Os eletrodos de referência foram posicionados nos lóbulos das orelhas, sendo mantidas impedâncias abaixo de 100 k Ω durante as aquisições.

Para avaliar a capacidade do sistema em distinguir estímulos com diferentes fases, foram utilizadas apenas duas frequências, 11,5 Hz e 12,5 Hz, cada uma combinada com quatro fases em quadratura, separadas por $\frac{\pi}{4}$. A Tabela I apresenta os parâmetros utilizados na codificação dos estímulos.

TABELA I: Frequências e fases utilizadas. Os estímulos estão dispostos em uma matriz 2×4 e as posições remetem aos índices ocupados por cada estímulo na matriz.

Frequência [Hz]	Fase [rad]	Posição
11,5	0	A (1,1)
11,5	$\frac{\pi}{2}$	E (2,1)
11,5	π	B (1,2)
11,5	$\frac{3\pi}{2}$	F (2,2)
12,5	$\frac{\pi}{4}$	C (1,3)
12,5	$\frac{3\pi}{4}$	G (2,3)
12,5	$\frac{5\pi}{4}$	D (1,4)
12,5	$\frac{7\pi}{4}$	H (2,4)

Durante os experimentos, o estímulo-alvo (aquele para o qual o voluntário deve focar a atenção) era destacado por uma borda vermelha em torno do estímulo. Para facilitar o foco do voluntário, cada estímulo continha em seu ponto central o símbolo '+'. A Figura 2 mostra a disposição e forma dos estímulos na tela. As informações de frequência, fase e posição foram exibidas apenas durante o primeiro segundo dos

experimentos, sendo ocultadas antes do início da estimulação visual.

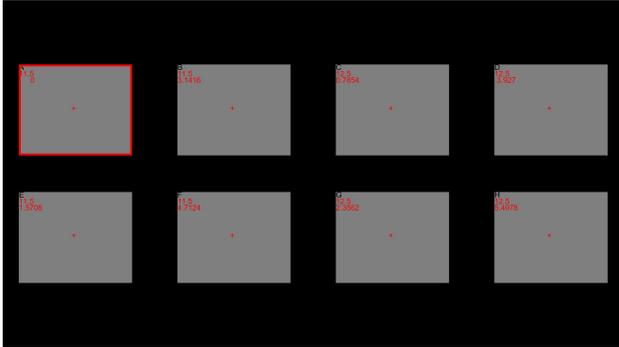


Fig. 2: Posição, forma e configurações de cada estímulo utilizado.

A matriz de estimulação foi apresentada em um monitor LCD de 24 polegadas, com resolução de 1920×1080 pixels e taxa de atualização limitada em 60 Hz. Os estímulos foram posicionados com distância mínima de 50 pixels das bordas da tela e espaçamento de 25% de seu tamanho entre si, sendo seu tamanho distribuído uniformemente no espaço restante. Durante os testes, os voluntários permaneceram sentados a uma distância de 80 cm da tela. As aquisições seguiram os procedimentos aprovados pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Estadual de Campinas (CAAE: 58592916.9.1001.5404).

1) *Calibragem do Sistema (Treinamento)*: A etapa de treinamento consiste em 5 passos. No primeiro passo, é apresentada uma tela com a disposição e formato dos alvos visuais, conforme a Figura 2. O estímulo alvo inicial é indicado com uma borda vermelha em torno dele. No segundo passo, as informações auxiliares desaparecem e todos os estímulos são ativados simultaneamente por 1,5 s. Em seguida, no terceiro passo, todos os estímulos são interrompidos por 1,5 s de pausa, e a borda vermelha passa a indicar o próximo estímulo alvo. Este processo é repetido três vezes para cada estímulo, totalizando 24 janelas de EEG. As janelas de EEG de 1,5 s rotuladas pelo estímulo alvo ativo durante sua aquisição são usadas para projetar um par de filtros *a* e *b* para cada estímulo usando a CCA. As janelas em que os estímulos estão ativos são extraídas do EEG usando as marcações realizadas nas amostras pelo sistema de sincronização. O projeto dos filtros leva alguns segundos e, em seguida, o sistema entra na etapa de testes.

2) *Testes (online)*: Após o treinamento, o voluntário é submetido à etapa de testes em tempo real. Nessa etapa, o voluntário é guiado pelo sistema em uma sequência aleatória de 80 estímulos. Cada estímulo é escolhido como alvo necessariamente 10 vezes nessa sequência para evitar que o teste seja enviesado. Assim como no treinamento, cada ciclo compreende 1,5 s de estimulação seguidos de 1,5 s de pausa. O voluntário é guiado durante a sequência de estimulação por uma borda vermelha que é desenhada em torno do próximo estímulo alvo. Após cada ciclo, o sistema realiza a inferência por meio da CCA e fornece uma resposta imediata, destacando com uma borda verde o estímulo inferido. A taxa operacional do sistema nesta etapa de operação em tempo real é de 20 comandos por minuto (3 s por comando). A duração da etapa

de testes é de $80 \times 3 \text{ s} = 240 \text{ s}$ (4 minutos).

III. RESULTADOS

A. Análise Online

A Tabela II apresenta os valores de acurácia e taxa de transferência de informação (ITR) [1] obtidos para cada voluntário durante a etapa de testes em tempo real. Conforme descrito na seção II-C.2, as janelas de estimulação têm duração de 1,5 s e é considerado um atraso de evocação nulo, ou seja, é considerada a janela do EEG com início no mesmo instante em que se inicia a janela de estimulação. Os resultados indicam que o sistema construído usando a plataforma proposta é competente na identificação do estímulo ativo, uma vez que alcança médias superiores a 70% de acurácia e mais de 30 bits/minuto de ITR.

TABELA II: Taxa de Acurácia e ITR obtidas durante o processamento online

Voluntários	#1	#2	#3	#4	#5	Média
Acurácia	75%	84,4%	69,4%	67,5%	77,5%	74,75%
ITR [Bits/Min]	35,8	46,5	30	28,3	38,4	35,8

Como pode ser visualizado na Figura 3 que apresenta a matriz de confusão agregada dos participantes, os acertos estão distribuídos de forma equilibrada ao longo da diagonal principal, indicando que o sistema consegue detectar igualmente todos os estímulos. Isto porque, em matrizes de confusão, a diagonal principal indica as previsões que são feitas corretamente pelo modelo de classificação. De forma mais específica, indica quando a classe prevista é igual à classe verdadeira. A concentração de valores na diagonal principal da matriz mostra que um sistema consegue obter um bom desempenho na tarefa de classificação, realizando a maioria das previsões de forma correta. Esse resultado sugere que o sistema desenvolvido consegue discriminar eficientemente os diferentes estímulos apresentados. Além disso, os resultados mostram que a classificação utilizando a CCA consegue distinguir estímulos que compartilham a mesma frequência, mas que possuem fases diferentes, o que evidencia a contribuição da fase no processo de classificação. Caso o algoritmo não conseguisse usar a informação de fase, as previsões estariam espalhadas de forma aleatória entre os estímulos que compartilham a mesma frequência. É interessante observar a formação de uma outra diagonal na parte superior da matriz que indica que a maior parte dos erros se concentra entre estímulos verticalmente adjacentes, com o sistema inferindo o estímulo que se encontra na linha inferior quando na verdade é o estímulo da linha superior que está ativo.

B. Análise Offline

Considerando-se os sinais coletados no experimento, foi conduzida uma análise de desempenho da BCI em função da duração da janela de estimulação. As durações usadas na análise foram 0,5 s, 0,75 s, 1 s, 1,25 s e 1,5 s. Para cada duração de janela, foi obtido o atraso de evocação ótimo para cada voluntário. Este atraso foi usado para extrair as janelas de EEG a serem consideradas na análise. Os filtros

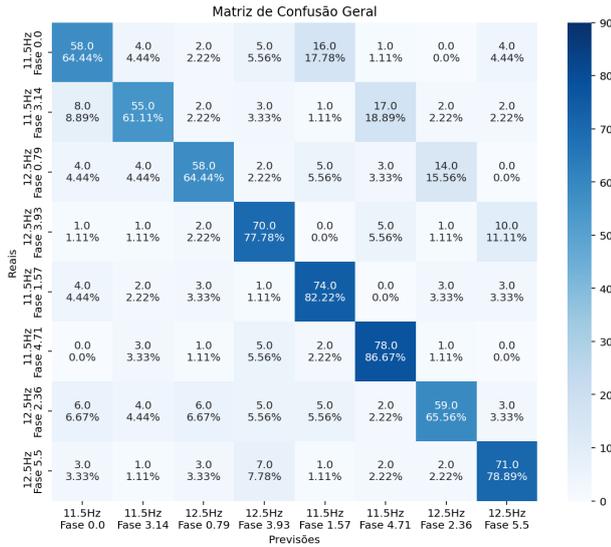


Fig. 3: Matriz de Confusão Geral dos Voluntários

especiais do CCA foram obtidos a partir das janelas extraídas dos sinais coletados na etapa de treinamento do experimento e o desempenho foi avaliado nas janelas extraídas dos sinais coletados na etapa de testes. As curvas de acurácia em função da duração da janela para cada voluntário e a média geral são mostradas na Figura 4. A Figura 5 mostra as curvas de ITR para cada usuário e a média. Foi considerado um repouso de 1,5 s no cálculo da ITR, independentemente da duração da janela.

Os resultados estão de acordo com o esperado: há um crescimento da acurácia à medida que a duração da janela de estimulação aumenta. A ITR média máxima é obtida quando a duração da janela é 1 s.

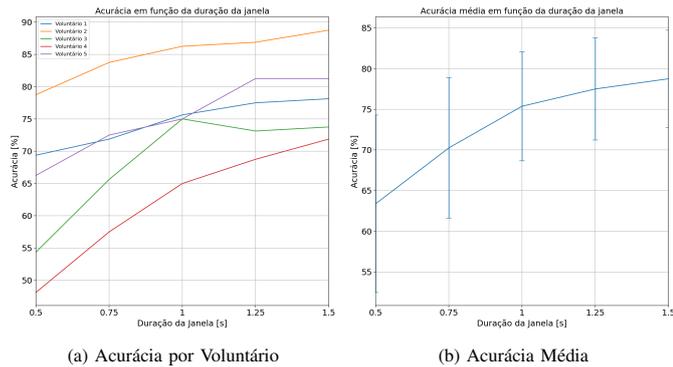


Fig. 4: Evolução da acurácia em função da duração da janela

IV. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta uma plataforma para pesquisa e desenvolvimento de BCIs baseadas em SSVEP com aquisição em tempo real utilizando o amplificador de biopotenciais OpenBCI Cyton. Por contar com um mecanismo de sincronização entre a estimulação visual e a aquisição, a plataforma permite que seja explorada a fase do potencial evocado e não

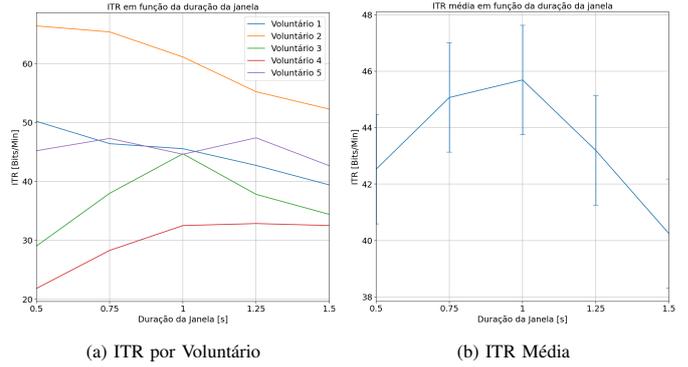


Fig. 5: Evolução da ITR em função da duração da janela

apenas atributos relacionados à frequência. Dessa forma, é possível implementar, por exemplo, esquemas de codificação dos estímulos visuais em frequência e em fase.

Os resultados experimentais obtidos comprovam que a plataforma proposta pode ser usada na construção de sistemas que usam estímulos codificados em fase e com inferência em tempo real do estímulo ativo.

Destaca-se o caráter modular e de baixo custo da solução, pois baseia-se em soluções de *hardware* (OpenBCI Cyton) e de *software* (Octave e Psychtoolbox) abertos. Dessa forma, a plataforma proposta representa uma alternativa viável e flexível para a realização de experimentos voltados para pesquisas em SSVEP-BCI.

REFERÊNCIAS

- [1] Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G. e Vaughan, T. M, *Brain-computer interfaces for communication and control*. Clinical neurophysiology, 113(6), pp.767-791, 2002
- [2] David Regan, *Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine*, Elsevier, New York, 1989
- [3] Wang, Y., Gao, X., Hong, B., Jia, C. e Gao, S, *Brain-computer interfaces based on visual evoked potentials*, IEEE Eng. Med. Biol. Mag. 27, pp. 67-71, 2008.
- [4] Friman, O., Volosyak, I., and Graser, A., *Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2007
- [5] Gao, S., Wang, Y., Gao, X. e Hong, B., *Visual and auditory brain-computer interfaces*, IEEE Trans. Biomed. Eng. 61, pp. 1436-1447, 2014.
- [6] Chen, X., Chen, Z., Gao, S., e Gao, X. A high-itr ssvep-based bci speller *Brain-Computer Interfaces*, 1(3-4), 181-191.
- [7] Wang Y, Chen X, Gao X, Gao S. A Benchmark Dataset for SSVEP-Based Brain-Computer Interfaces. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2017 Oct;25(10):1746-1752. doi: 10.1109/TNSRE.2016.2627556. Epub 2016 Nov 10. PMID: 27849543.
- [8] Meng Gu, Weihua Pei, Xiaorong Gao & Yijun Wang, *An open dataset for human SSVEPs in the frequency range of 1-60 Hz*, 2024
- [9] Chen, Xiaogang and Wang, Yijun and Nakanishi, Masaki and Jung, Tzyy-Ping and Gao, Xiaorong, *Hybrid frequency and phase coding for a high-speed SSVEP-based BCI speller*. 2014:3993-3996. 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society
- [10] "OpenBCI." (Acessado em 23 de maio de 2025), [Online]. Disponível em: openbci.com.
- [11] "PsychToolBox-3"(Acessado em 18 de julho de 2025), [Online]. Disponível em: psychtoolbox.org
- [12] Lin, Z., Zhang, C., Wu, W. Gao, X., *Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 53(12), pp. 2610-2614, 2006.
- [13] Härdle, W.K., Simar, L. , *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 5th ed. Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2019