# Construção de um Sistema de Estimulação Visual para Interface Cérebro-Computador utilizando Matrizes de LEDs

Igor Vinicius Meireles Sforzin

Raphael do E. S. Nascimento

Rafael Ferrari

i256819@dac.unicamp.br

r186305@dac.unicamp.br

rafaelf@unicamp.br

Departamento de Engenharia de Computação e Automação (DCA) Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP)

#### Resumo

O trabalho apresenta a construção de um sistema de estimulação visual para uma interface cérebro-computador. Esse tipo de tecnologia assistiva permite a ampliação dos meios de comunicação convencionais, e o seu controle, exclusivamente pelo processamento da atividade cerebral do usuário. Para essa realização, a interface é concebida sob um paradigma fisiológico que tem como característica potenciais visualmente evocados, VEP (Visually Evoked Potential) nas frequências dos estímulos cintilantes do sistema. Com o objeto de estudo e sua modelagem matemática, um sistema digital que produzisse esses estímulos para evocação foi implementado. Além do programa, a construção física de um painel de matrizes de LEDs bem como sua validação experimental permitiu a conclusão dos objetivos da pesquisa, com resultados que permitem a sua utilização em aplicações associadas ao contexto das interfaces cérebro-computador.

Palavras-Chave — Interface Cérebro-Computador, Estimulação Visual, Processamento Digital de Sinais, Sistemas embarcados.

# 1. Introdução

Uma BCI, do inglês Brain Computer Interface, é um sistema que permite ao usuário o controle da comunicação exclusivamente pelo processamento de sua atividade cerebral. Esse tipo de interface pode ser vista como uma tecnologia assistiva que oferece às pessoas com perdas dos meios motores convencionais uma nova forma de interação com o ambiente, de maneira a reintegrá-las às atividades cotidianas [1].

Para a implementação da BCI, são explorados alguns fenômenos fisiológicos relacionados à atividade cerebral, com destaque para o SSVEP (do inglês, Steady-State Visually Evoked Potential). Segundo esse paradigma, ao apresentar ao usuário um estímulo visual cintilante em uma determinada frequência, espera-se detectar, no eletroencefalograma (EEG), um potencial evocado nessa mesma frequência e em suas harmônicas [2]. Com essa informação, é possível inferir para qual estímulo o usuário dirigia sua atenção no momento em que lhe foi apresentada a estimulação.

O objetivo principal deste projeto de pesquisa foi a

construção de um sistema de estimulação visual para a implementação de um BCI experimental baseada em SSVEP. Para isso, o projeto se estruturou em três etapas: estudo e modelagem do problema, implementação da solução e experimento para validação.

### 2. Métodos

#### 2.1. Modelagem matemática

A linha de estudo começou pela modelagem do paradigma SSVEP, com a compreensão da fisiologia e do tratamento matemático necessário para extração de informação. Para tal, foi usada a técnica CCA, do inglês Canonical Correlation Analysis, que, em interfaces cérebro-computador, visa extrair do sinal de EEG as informações que permitem ao sistema inferir o estímulo/comando escolhido pelo usuário.

De acordo com o paradigma SSVEP, a atividade cerebral apresenta aumento de magnitude na frequência do estímulo visual (e nas suas harmônicas) para o qual o usuário dirige sua atenção. Assim, espera-se que a correlação entre o EEG e o sinal de referência associado a esse estímulo seja superior à correlação com as referências dos demais estímulos durante a janela de estimulação [5].

A modelagem matemática consiste em calcular a correlação de Pearson [6] para todos os k estímulos visuais do sistema,

$$\rho_k = \frac{\mathbf{a}^T \sum_{XY} \mathbf{b}}{(\mathbf{a}^T \sum_{XX} \mathbf{a})^{\frac{1}{2}} (\mathbf{b}^T \sum_{YY} \mathbf{b})^{\frac{1}{2}}},$$
 (1)

em que  $\mathbf{a}$  e  $\mathbf{b}$  são filtros de referência que maximizam a correlação entre esses sinais,  $\sum_{XY}$ ,  $\sum_{XX}$ ,  $\sum_{YY}$  são as matrizes de covariância cruzada e auto-covariâncias de  $\mathbf{X}$ , sinal de EEG, e  $\mathbf{Y}_k$ , sinal de referência associado ao k-ésimo estímulo, respectivamente.

Com as correlações calculadas, o sistema infere a intenção do usuário a partir do estímulo que obteve o maior índice de correlação dentre os k existentes, ou seja, o estímulo  $e_0$  escolhido pelo usuário é

$$e_0 = e(\rho_0) \Rightarrow \rho_0 = \max([\rho_1, \rho_2, ..., \rho_k]).$$
 (2)

# 2.2. Sistema para geração dos sinais de estimulação

Diante da modelagem do problema, baseada no paradigma SSVEP, é necessário produzir estímulos visuais cintilantes para que o sinal cerebral evocado apareça no EEG [1]. Com a matriz de LEDs disponível, e verificando que a cor verde é aquela na qual o desconforto visual é menor [3], propôs-se uma abordagem baseada em sistemas digitais. Para a geração de um sinal periódico no tempo, com frequência f e fase  $\theta$ , utiliza-se uma função senoidal como em [4]. O sinal digital correspondente é obtido através de uma função de quantização binária que é aplicada ao sinal senoidal, segundo a equação

$$F(n) = \begin{cases} 0, & \text{se } f(n) \le 0 \\ 1, & \text{se } f(n) > 0 \end{cases}, \tag{3}$$

em que  $f(n) = \sin(2\pi f n/\Delta t_s + \theta)$  e  $\Delta t_s$  é o período de amostragem.

Para produzir os sinais de estimulação, utilizouse as GPIOs (General Purpose Input/Output) de uma placa de desenvolvimento Arduino Mega, que se baseia no microcontrolador ATmega2560. O programa, implementado na linguagem C, consiste em ler da memória de programa do microcontrolador as amostras dos sinais de estimulação codificados em bytes e apresentálas nas respectivas GPIOs.

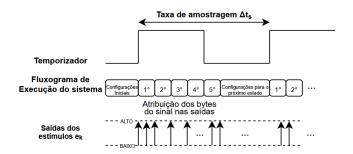


Figura 1: Fluxograma de apresentação de uma amostra do sistema de estimulação.

Como especificação do projeto, o sistema suporta até 40 estímulos, distribuídos em 5 portas do microcontrolador (cada porta tem 8 GPIOs): A, C, F, K e L. O sinal binário é organizado em pacotes de 5 bytes para cada amostra (um bit para cada sinal de estimulação; 40 sinais), seguindo uma taxa de amostragem  $\Delta t_s$ , também especificada de acordo com a temporização do programa. Além disso, o programa implementa

uma etapa de repouso visual, na qual não é apresentado nenhum estímulo ao usuário. O fluxo de execução de uma amostra do sinal é ilustrado pela Figura 1.

A geração dos sinais foi estruturada em três passos. No primeiro, há a configuração inicial das portas como saída, definição de variáveis de controle e a atribuição dos valores nos registradores dos temporizadores, adequados ao período de amostragem do sinal e do descanso. No segundo passo, os 5 bytes correspondentes à n-ésima amostra lida da memória flash são atribuídos às portas correspondentes. A ideia é que o atraso de atualização dos bytes e da configuração do próximo estado (amostras n+1) seja compatível com o período  $\Delta t_s$  no qual o sinal foi amostrado, garantindo a sincronização na exibição. O último passo é a leitura e atualização dos estados para a amostra seguinte. Ao final desse processo, quando todo o sinal salvo for lido (de acordo com a duração da janela), o tempo de descanso entra em execução.

#### 2.3. Painel com matriz de LED

Para cada saída digital associada a um estímulo, há uma matriz de LEDs 8×8 na cor verde. Também associado ao estímulo, a fim de garantir uniformidade luminosa, é utilizado um difusor. A peça foi modelada considerando o tamanho da matriz de LEDs e impressa em uma impressora 3D. A Figura 2 ilustra o arranjo atual do sistema, com oito estímulos montados e acompanhados por um monitor fixo que serve de suporte.

# 2.4. Validação Experimental

Com a interface finalizada, um experimento foi conduzido na busca de validar o sistema estimulação em comparação com uma versão já desenvolvida e usada no laboratório [7]. O sistema de estimulação de referência baseia-se em um monitor LED no qual a intensidade luminosa dos estímulos é modulada em escalas de cinza, seguindo uma equação semelhante a f(n) [4].

11,5Hz	12,5Hz	11,5Hz	12,5Hz
0  rad	0,7854  rad	1,5708  rad	2,3562  rad
12,5Hz	11,5Hz	12,5Hz	11,5Hz
3,927  rad	3,1416  rad	5,4978  rad	4,7124  rad

Tabela 1: Tabela com a frequência e a fase dos estímulos cintilantes usados no experimento. A posição na tabela é a mesma ocupada no painel.

O experimento foi realizado com um voluntário que utilizou os dois sistemas configurados espacialmente da mesma forma, isto é, tamanho dos estímulos e distâncias entre eles conforme especificado para o painel de matrizes de LEDs, como mostra a Figura 2.

As frequências e fases utilizadas, listadas na Tabela 1, correspondem às posições dos estímulos da Figura 2 respectivamente.

A etapa de calibração do sistema, aquela responsável por calcular os filtros de referência por meio do CCA, usou três janelas de aquisição do EEG do voluntário para cada estímulo. Nessa fase, o voluntário foi instruído a focar a atenção em apenas um dos estímulos ativos, durante 1,5s, com intervalo de descanso de 1,5s. Com os filtros calculados, a etapa de inferência em tempo real foi iniciada. Foram apresentadas 10 janelas para cada estímulo, totalizando 80 janelas. Nessa fase, a ordem de apresentação dos estímulos foi aleatória, e o participante foi instruído a focar sua atenção no estímulo indicado. Esse procedimento foi feito para ambos os sistemas de estimulação.

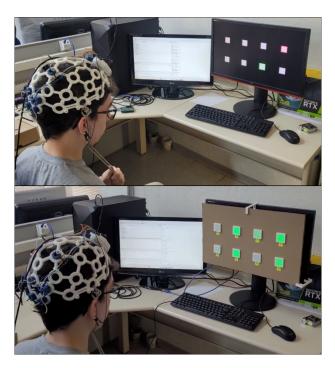


Figura 2: Imagens do experimento realizado utilizando a matriz de LEDs e o monitor LED.

Os sinais de EEG foram adquiridos usando a plataforma experimental desenvolvida pelo grupo de pesquisa do laboratório DSPCom [7], que se baseia no sistema OpenBCI Cyton. Foram utilizados oito eletrodos posicionados nas regiões occipital, parietal e central. A escolha dessas regiões se justifica por apresentarem melhor relação sinal-ruído para a extração de sinais baseados no paradigma SSVEP [1, 4].

#### 3. Resultados e Discussão

Uma primeira métrica a ser analisada é a acurácia do sistema no experimento realizado. Além da acurácia, a taxa de transferência de informação (ITR, do inglês *Information Transfer Rate*) é outra métrica usual para avaliar a performance de uma BCI [4]. A ITR, medida em bits por minuto, é estimada a partir de

$$ITR = (\log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \left[\frac{1 - P}{N - 1}\right]) \times \frac{60}{T},$$
 (4)

em que N é o número de estímulos do sistema (oito estímulos para esse experimento), P é a acurácia média e T é o tempo total para inferência, isto é, o tempo de estimulação somado ao tempo de descanso, em segundos.

	Acurácia	ITR (bits/min)
Monitor LED	80%	34,332
Painel de LEDs	95%	51,465

Tabela 2: Comparação de desempenho entre monitor e painel de LED.

Os resultados de acurácia e a taxa de transferência de informação (ITR) obtidos no experimento em tempo real para os dois sistemas de estimulação são mostrados na Tabela 2.

Observa-se que o desempenho da BCI em termos de acurácia e de ITR usando o painel com matrizes de LEDs, como sistema de estimulação, foi significativamente superior ao desempenho do sistema de referência, baseado no monitor LED. Este resultado é suficiente para validar o funcionamento do sistema de estimulação proposto e surpreende pela vantagem do painel em relação ao sistema de referência, uma vez que se esperava um desempenho parecido dos dois métodos de estimulação. Os sistemas diferem principalmente em relação a dois aspectos: forma de onda e cor. Na interface com LEDs temos um sinal digital (forma de um onda retangular) com apenas dois níveis, alto e baixo, com estímulos na cor verde. Enquanto isso, o monitor LED utiliza tons de cinza para construir um sinal senoidal. Essas diferenças podem ter impacto na intensidade do potencial evocado e, consequentemente, no desempenho da BCI, podendo ter contribuído para a diferença de desempenho observada.

Podemos expandir a análise dessas duas métricas considerando o tratamento dos dados de maneira offline para simular o desempenho da BCI com janelas de diferentes durações. A acurácia e a ITR em função da duração da janela de estimulação é mostrada na Figura 3. Pelos gráficos, verifica-se um desempenho superior

ao utilizar a matriz de LEDs com janelas de duração superiores a 1 segundo, em relação ao monitor.

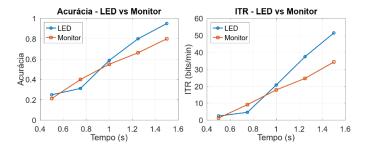


Figura 3: Resultados de Acurácia e ITR do experimento comparativo conduzido.

Uma outra maneira de avaliar o desempenho da BCI é observando a distribuição de acertos e erros do sistema a partir de sua matriz de confusão. Esse tipo de gráfico mostra a inferência do sistema em função do estímulo verdadeiro, ou seja, aquele que foi escolhido pelo voluntário. A Figura 4 mostra as matrizes de confusão obtidas nos experimentos usando janelas de estimulação com duração de 1,5s para o painel de matrizes de LEDs (esquerda) e para o monitor (direita).

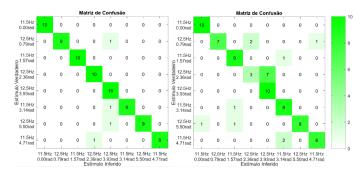


Figura 4: Matrizes de confusão para ambos os sistemas utilizados no experimento.

Observa-se que há uma concentração de erros em inferências relacionadas ao estímulo 12,5Hz/3,93rad. Esse estímulo foi confundido com o estímulo 12,5Hz/2,36rad sete vezes no experimento com o monitor LED. Com o painel de matrizes de LEDs, dos quatro erros ocorridos, três deles estão associados a inferências incorretas do estímulo 12,5Hz/3,93rad. Esses resultados sugerem que o voluntário apresenta uma resposta pior na frequência de 12,5Hz do que na de 11,5Hz e que essa deficiência foi parcialmente remediada pela estimulação baseada no painel de matrizes de LEDs, provavelmente por meio da indução de evocações mais intensas.

## 4. Conclusão

Este trabalho teve como principal objetivo o desenvolvimento e validação de um sistema de estimulação visual baseado no paradigma SSVEP para aplicação em uma interface cérebro-computador. A análise dos resultados experimentais demonstrou que o sistema proposto é funcional e comparável à solução tradicional baseada em monitor.

De fato, o desempenho obtido com o painel de matrizes de LEDs foi superior ao do sistema de referência, mas esse resultado precisa ser confirmado através de experimentos adicionais envolvendo mais voluntários. De qualquer forma, além de validar o protótipo construído, os resultados obtidos criam perspectivas interessantes de aprofundamento da investigação dos sistemas de estimulação visual para SSVEP-BCI.

## Agradecimentos

O presente trabalho contou com o apoio e financiamento do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC) associado ao CNPq.

#### Referências

- [1] Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, Elsevier.
- [2] Regan, D. (1989). Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine. Elsevier, New York.
- [3] Leite, S. N. C. (2016). Contribuições ao desenvolvimento de interfaces cérebro-computador baseadas em potenciais evocados visualmente em regime estacionário. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Campinas.
- [4] Wang, Y., Chen, X., Gao, X., & Gao, S. (2017). A benchmark dataset for SSVEP-based brain-computer interfaces. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE.
- [5] Lin, Z., Zhang, C., Wu, W., & Gao, X. (2006). Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(12), 2610–2614.
- [6] Härdle, W. K., & Simar, L. (2019). Applied Multivariate Statistical Analysis. Springer Nature.
- [7] Nascimento, R. E. S., Sforzin, I. V. M., Caetano Junior, M. R., Ferrari, R. (2025). Plataforma Experimental para Desenvolvimento de Interfaces Cérebro-Computador baseadas em Potenciais Evocados Visualmente em Regime Permanente. XLIII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2025), Natal, 2025.