



Aquisição de sinais EEG para BCI-SSVEP usando um sistema de baixo custo Cyton Biosensing Board

Palavras-Chave: Interface cérebro-computador, potenciais evocados visualmente em ritmo estacionário, Eletroencefalograma

Autores:

Manoel Ribeiro Caetano Junior, FEEC – UNICAMP
Prof. Dr. Rafael Ferrari, FEEC- UNICAMP

INTRODUÇÃO:

Uma interface cérebro-computador ou BCI (do inglês Brain Computer Interface) é um sistema de comunicação que possibilita a transferência de informações do cérebro de um indivíduo para um sistema computacional através do processamento da atividade elétrica cerebral [Wolpaw, 2002]. Este sistema permite a geração de comandos para o controle de dispositivos por meio do monitoramento da atividade elétrica cerebral do indivíduo, descartando a necessidade de utilização dos meios motores convencionais.

De um modo geral, um sistema BCI pode ser dividido em três partes: aquisição, processamento de sinais e interface de controle. A etapa de aquisição de sinais consiste no registro dos sinais da atividade elétrica cerebral por meio de eletrodos que são posicionados externamente no escalpo. Amplificadores e conversores analógicos-digitais também fazem parte do sistema de aquisição e são responsáveis, respectivamente, pela amplificação e digitalização do EEG. A segunda etapa consiste no processamento dos sinais adquiridos. É feito um pré-processamento destes sinais, como eliminação de artefatos motores e ruído proveniente da rede elétrica. Em seguida, características são extraídas dos sinais de EEG, usando, por exemplo, técnicas de filtragem e análises espectrais [Wolpaw, 2002]. Por fim, é preciso utilizar um sistema de classificação, responsável por definir qual a intenção do usuário levando em consideração as características que foram extraídas do sinal cerebral.

A metodologia (SSVEP, do inglês Steady State Visually Evoked Potential), é uma das principais metodologias utilizadas na construção de BCIs [Wolpaw, 2002]. Nesta abordagem, estímulos cintilantes de múltiplas frequências são apresentados ao usuário enquanto o seu EEG é registrado. Dessa forma, associa-se a cada frequência de estimulação um comando específico e, a partir disso, é possível ativar comandos ao se identificar a frequência de estimulação à qual o indivíduo estava focando sua atenção. A cintilação luminosa altera a amplitude [Wolpaw, 2002] e a fase [Zhu et al. 2011], [Wittevrongel e Hull, 2016] do espectro do sinal cerebral na frequência do estímulo e em suas harmônicas, o que permite discriminar para qual estímulo o indivíduo está focando sua atenção a partir do processamento adequado de seu EEG.

O objetivo deste projeto foi testar e avaliar o sistema de aquisição de EEG de baixo custo Cyton Biosensing Board, fabricado pela empresa OpenBCI, em sistemas SSVEP-BCI. Foram realizadas aquisições de sinais EEG usando este sistema e avaliamos o desempenho obtido em uma BCI-SSVEP. Os resultados obtidos através da técnica CCA foram promissores, mostrando que o sistema de aquisição pode ser usado neste tipo de aplicação.

METODOLOGIA:

A. Voluntários e parâmetros experimentais

Para gerar os estímulos cintilantes, projetamos um painel composto por três matrizes de LEDs, sendo que cada matriz apresenta um estímulo, ou seja, os testes usaram 3 estímulos diferentes. Para acionar as matrizes, empregamos o microcontrolador Arduino UNO e através de sua programação projetamos formas de ondas quadradas em seus terminais de saída. Em sistemas baseados em SSVEP as faixas de frequências mais usadas são de 5 a 30 Hz, por serem seguras e causarem menos desconforto [Leite, 2016]. Escolhemos as frequências de 12 Hz, 14 Hz e 16 Hz para a realização dos experimentos e os estímulos foram defasados em $\pi/2$ entre si para diminuir a correlação entre eles.

O experimento contou com a participação de três voluntários. Para a aquisição dos dados de EEG, foi adotado um padrão de estimulação intermitente, no qual os LEDs piscam por um segundo e, posteriormente, se apagam durante um segundo. Esse processo se repete durante 10 segundos. Foram realizadas 10 sessões de 10 segundos para cada frequência de estimulação. Durante as sessões pausas de alguns segundos foram dadas, e entre 10 sessões consecutivas foram feitas pausas de alguns minutos, este processo busca evitar a fadiga visual dos usuários, que pode impactar na qualidade dos sinais SSVEP obtidos. Os dados foram coletados usando a Cyton Biosensing Board, que possui 8 canais de eletrodos e taxa de amostragem de 250 Hz. Todos os eletrodos utilizados no experimento foram posicionados na região occipital do escalpo, visto que nesta região é onde ocorre a resposta mais forte para a detecção de SSVEP [Leite, 2016]. Para os voluntários 1 e 2, as impedâncias dos elétrodos foram mantidas próximas de 50k Ω durante a aquisições, considerada adequada para a aquisição dos sinais, em virtude do equipamento utilizado. No entanto, a touca de eletrodos utilizada durante os experimentos, é feita de um material duro e pouco maleável, portanto, dependendo do usuário a touca pode não se adequar de maneira precisa ao seu escalpo, aumentando as impedâncias de contato e comprometendo a qualidade do sinal. Com impedâncias mais elevadas, espera uma relação sinal-ruído desfavorável, isto é, o sinal adquirido pode conter mais ruído do que informação útil. Isso ocorreu com o terceiro voluntário, não foi possível adequar a touca de aquisição de maneira precisa ao seu escalpo e obtivemos impedâncias mais elevadas durante as aquisições dos sinais de EEG. Os sinais de eletroencefalografia coletados, de todos os voluntários, foram armazenados para serem processados posteriormente.

B. Análise de correlação canônica (CCA) aplicada em SSVEP-BCI

O método de análise de correlação canônica aplicado em SSVEP-BCI foi proposto originalmente em [Lin, 2006]. O CCA é uma ferramenta padrão de análise estatística multivariada para descoberta e quantificação de associações entre dois conjuntos de variáveis aleatórias [Härdle, 2019]. Em aplicações SSVEP-BCI, existe uma correlação maior entre o estímulo ativo e o EEG adquirido (evocação), portanto, é possível utilizar a correlação canônica entre os sinais de EEG e os de estimulação para discriminar qual é o estímulo ativo. Considere dois conjuntos de variáveis multidimensionais X , Y e as combinações lineares $a^T X$ e $b^T Y$, o CCA procura os vetores a e b de forma a maximizar a correlação entre os conjuntos de variáveis X , Y , resolvendo o seguinte problema:

$$\max \rho(a, b) = \frac{a^T \sum XY b}{(a^T \sum XX a)^{\frac{1}{2}} (b^T \sum YY b)^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

Portanto, o algoritmo busca os vetores a e b de forma a maximizar o valor de ρ . O número encontrado é chamado de correlação canônica máxima. A notação \sum representa matrizes de covariância. A demonstração deste teorema pode ser encontrada em [Härdle, 2019]. No contexto de

SSVEP-BCI, a variável X representa os canais de aquisição, que são os sinais de EEG capturados durante o período de estimulação. A variável Y é utilizada para modelar os sinais de referência, que são os sinais de estimulação. Como dito anteriormente, os sinais de estimulação são ondas quadradas periódicas de múltiplas frequências, que podem ser decompostos pela por série de Fourier na sua frequência principal e em suas harmônicas [Lin, 2006], [CHEN, Xiaogang et al, 2015]

$$Y_K = \begin{bmatrix} \sin(2\pi ft) \\ \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \sin(2\pi Nft) \\ \cos(2\pi Nft) \end{bmatrix}, t = \frac{1}{S}, \frac{2}{S}, \dots, \frac{T}{S} \quad (2)$$

onde K representa a frequência de estimulação, N é o número de harmônicas, T é o número de amostras, e S é a taxa de amostragem. Portanto, a partir de um conjunto de dados de EEG X , calculamos a correlação canônica para cada frequência de estimulação K . A maior correlação indica o estímulo que estava ativo, isto é, para o qual o usuário estava focando sua atenção.

Para garantir o funcionamento adequado do sistema, é necessário sincronizar o sinal de estimulação e o sinal de EEG adquirido, pois, como os sinais de estimulação possuem defasagem entre si, é esperado que essa defasagem também se manifeste no sinal de EEG, dessa forma, o CCA, além da frequência de estimulação, também utiliza informação de fase para discriminar o estímulo ativo.

Em nossas análises não filtramos a interferência da rede elétrica presente nos sinais de EEG, pois o CCA busca as componentes de frequência presentes nos sinais de estimulação e nos sinais de referência de forma a maximizar a correlação entre eles. Portanto, como não utilizamos informações próximas da banda de 60Hz, é esperado que o CCA descarte as informações contidas nesta região do espectro de frequência, atuando como um filtro.

C. Métodos de avaliação dos dados

Primeiramente, para avaliar a qualidade dos dados e a capacidade do sistema em reconhecer os estímulos ativos, empregamos o método de validação cruzada leave-one-out. Sendo M o número de amostras, esse método consiste em utilizar 1 amostra para validação e $(M-1)$ amostras para treinamento. Em nosso projeto, adotamos como amostra uma sessão de estimulação, resultando em 10 amostras para cada um dos estímulos. Cada sessão possui 10 segundos de aquisição e cada uma delas possuem 5 janelas de 1 segundo de estimulação, no qual o usuário volta a sua atenção para o estímulo cintilante, totalizando 50 janelas de 1 segundo para cada um dos estímulos. Dessa forma, 45 janelas foram utilizadas para treinamento e 5 janelas utilizadas para validação. Buscando eliminar qualquer viés, varremos todas as possibilidades de treinamento e validação, isto é, todas as sessões foram usadas para treinamento e validação. A partir disso, calculamos a taxa de acerto média do sistema, que consiste na média aritmética das taxas de acerto individuais para cada um dos estímulos.

Um segundo método de avaliação dos dados foi proposto neste trabalho, não exigindo dados amostrais para treinamento, o método discrimina qual o estímulo ativo a partir dos dados de EEG coletados em uma janela de estimulação de 1 segundo. O programa utiliza os dados de EEG coletados na janela de estimulação e calcula a correlação canônica máxima, conforme a equação 1, para cada um dos sinais de referência. Portanto, como nosso experimento possui três frequências de estimulação, para cada janela de 1 segundo, são calculados três valores de correlação canônica, um para cada referência. O sistema infere qual o sinal de estimulação ativo a partir do maior valor de correlação canônica dentre os três que foram calculados. Para cada frequência de estimulação, foram coletadas 50 janelas de 1 segundo, portanto, foram realizados testes em 50 janelas para cada um dos estímulos, totalizando 150 janelas de teste. Ao final, calculamos a taxa de acerto média do sistema, calculando a média aritmética das taxas de acerto individuais para cada uma das frequências de estimulação.

Uma BCI deve ser rápida para avaliar a intenção do usuário. Portanto, em todos os testes consideramos apenas 1 segundo de estimulação para inferir o estímulo ativo, o que dificulta mais o problema, pois aumenta a velocidade de geração de comandos, mas diminui o número de amostras, levando o sistema a cometer mais erros.

RESULTADOS E DISCUSSÃO:

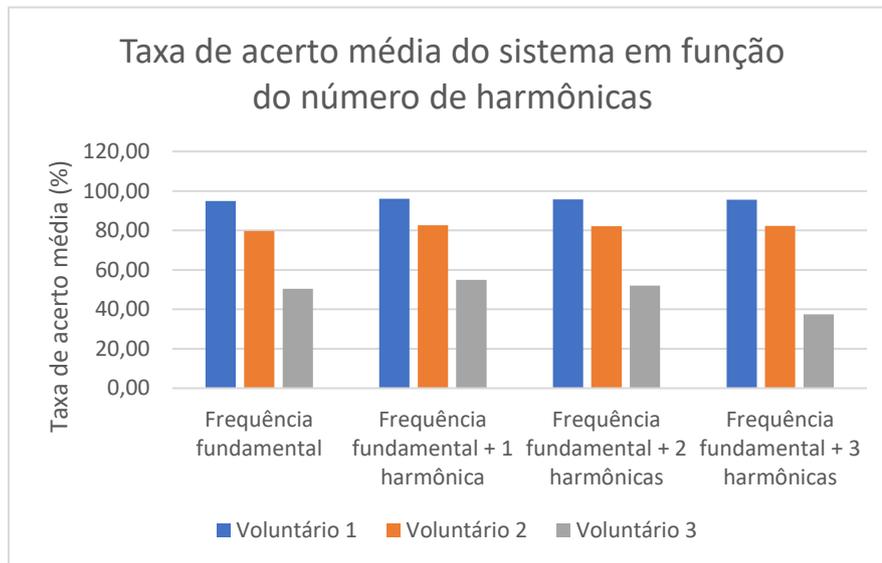


Figura 1: Taxa de acerto média do sistema utilizando o primeiro método de avaliação proposto

A figura 1 apresenta a taxa de acerto média do sistema, utilizando amostras para treinamento e teste, para cada um dos voluntários em função do número de harmônicas utilizadas para modelar o sinal de referência Y. É esperado que, quanto maior o número de harmônicas, melhor o desempenho do sistema, pois o sinal de referência se torna cada vez mais próximo do sinal original de estimulação. Para os voluntários 1 e 2, o sistema apresentou uma excelente performance, obtendo taxas de acerto acima de 80%. No entanto, para o voluntário 3, obtivemos taxas de acerto mais baixas. De

fato, era esperado que o sistema não obtivesse desempenho similar aos dos voluntários 1 e 2 neste caso, pois a touca de aquisição não se adequou de forma precisa ao escalpo do voluntário 3, gerando impedâncias mais altas durante as aquisições, o que comprometeu a qualidade do sinal adquirido e, conseqüentemente, impactando na performance do sistema. Verifica-se que para os voluntários 1 e 2, o aumento do número de harmônicas impactou de forma sutil, mas melhorou a precisão do sistema. Por outro lado, para o voluntário 3 que teve o seu sinal de EEG comprometido, o aumento do número de harmônicas provocou oscilações nas taxas de acerto.

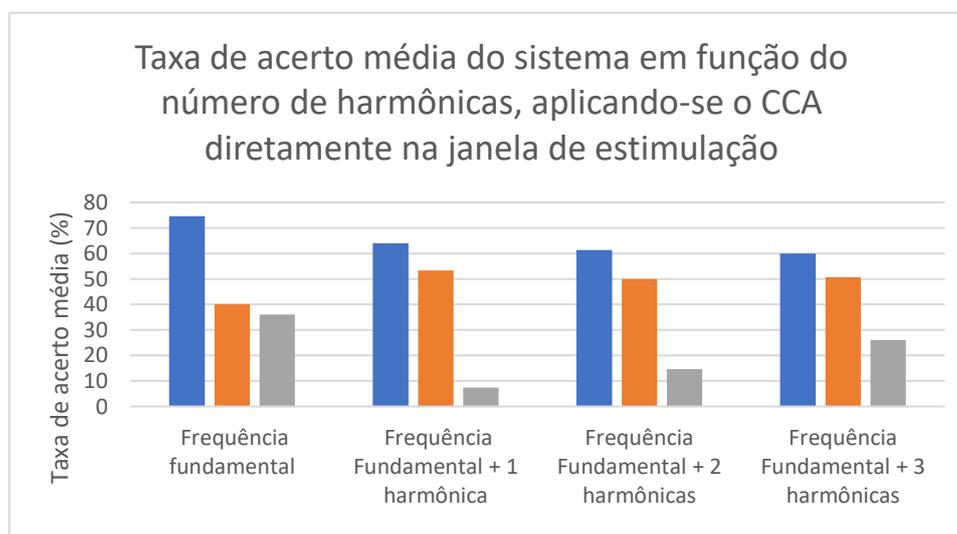


Figura 2: Taxa de acerto média do sistema utilizando o segundo método de avaliação proposto

De acordo com a figura 2, o método de aplicação do CCA diretamente na janela de estimulação gerou resultados inferiores, quando comparados com os resultados da figura 1. Ao aplicarmos o CCA em uma janela de 1 segundo o sistema deve inferir qual o estímulo está ativo com somente 250 amostras, devido a taxa de amostragem do sistema. Sendo essa em quantidade

de dados extremamente baixa para a avaliação do sistema. O método que produziu os resultados da figura 1 consideram dados de 45 janelas para treinamento do sistema, totalizando 11.250,00 amostras, fazendo com que a performance do sistema melhore. Além disso, projetamos o sistema para que o início da estimulação esteja sincronizado com aquisição dos sinais de EEG, portanto, com muitas janelas de treinamento, o CCA consegue capturar a informação de fase presente em cada um dos estímulos. No caso da figura 2, como a avaliação é feita somente na janela, a informação de fase do sinal não é usada e o sistema perde desempenho.

CONCLUSÕES:

Os resultados mostram que o sistema de aquisição Cyton Biosensing Board pode ser utilizado para aplicações em sistemas SSVEP-BCI. Como pode ser visto na figura 1, os sinais de EEG que foram coletados e analisados de forma offline, produziram taxas de acerto acima de 80% para dois voluntários, considerando janelas de validação de 1 segundo, e sendo que nenhum pré-processamento foi aplicado aos sinais adquiridos. O segundo método de análise, figura 2, produziu resultados inferiores, mas não devido à qualidade dos sinais que foram adquiridos, mas sim, devido ao método de avaliação empregado, que não possui etapa de treinamento e utiliza poucas amostras para avaliação. O maior limitante do experimento foi a touca de eletrodos, que gerou dificuldades para o posicionamento dos eletrodos nos escalpos dos voluntários, comprometendo os dados obtidos em alguns casos.

Os primeiros resultados trabalhando com o sistema de aquisição Cyton são promissores. Acreditamos que o sistema pode ser explorado de forma mais ampla, em problemas mais complexos, com um número maior de estímulos e com aplicabilidade em tempo real.

BIBLIOGRAFIA

[Zhu et al. 2011] Zhu D., Garcia-Molina G., Mihajlović V., Aarts R.M. (2011) Online BCI Implementation of High-Frequency Phase Modulated Visual Stimuli. In: Stephanidis C. (eds) 23 Universal Access in Human-Computer Interaction. Users Diversity. UAHCI 2011. Lecture Notes in Computer Science, vol 6766. Springer, Berlin, Heidelberg

[Wittevrongel e Hull, 2016] B. Wittevrongel, M. M. V. Hulle "Frequency- and Phase Encoded SSVEP Using Spatiotemporal Beamforming", PloS one 11.8 (2016): e0159988.

[Härdle, 2019] Härdle, Wolfgang Karl, and Léopold Simar. *Applied multivariate statistical analysis*. Springer Nature, 2019.

[Costa, 2015] COSTA, Thiago Bulhões da Silva. Desenvolvimento de interface cérebro-computador baseada em potenciais evocados visualmente em regime estacionário. 2015. 1 recurso online (158 p.). Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas, SP. Disponível em: <<https://repositorio.unicamp.br/acervo/detalhe/961327>>. Acesso em: 10 março 2023.

[Wolpaw, 2002] Wolpaw, Jonathan R., et al. "Brain-computer interfaces for communication and control." *Clinical neurophysiology* 113.6 (2002): 767-791.

[Leite, 2016] Leite, S. N. C. Contribuições ao desenvolvimento de interfaces cérebro-computador baseadas em potenciais evocados visualmente em regime estacionário. Diss. Tese de Doutorado, UNICAMP, 2016.

[Lin, 2006] Lin, Zhonglin, et al. "Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs." *IEEE transactions on biomedical engineering* 53.12 (2006): 2610-2614.

[CHEN, Xiaogang et al, 2015] Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface. **Journal of neural engineering**, v. 12, n. 4, p. 046008, 2015.