

## Análise do Tamanho da Janela de Estimação em BCIs SSVEP

Larissa Medeiros de Andrade

Orientador: Prof. Dr. Romis Ribeiro de Faissol Attux

### Introdução

Interfaces cérebro-computador (BCIs, do inglês *brain-computer interfaces*) são dispositivos automáticos capazes de converter sinais cerebrais em comandos associados à intenção de um usuário humano [Wolpaw et al., 2002][Dornhege et al., 2007]. Estes podem se vincular a diversas tarefas de comunicação e controle, as quais abrangem aspectos que vão desde a interação no âmbito de jogos até a melhoria da qualidade de vida de pacientes que foram vítimas de acidentes vasculares cerebrais (AVCs) [Castro, 2012].

Via de regra, a estrutura de uma BCI abrange módulos destinados à aquisição e ao pré-processamento dos sinais cerebrais, à extração de atributos dos sinais pré-processados, à classificação – baseada nesses atributos – da intenção do usuário e à atuação junto à máquina com a qual se deseja interagir. A Fig. 1 ilustra esse esquema geral.

Embora todos os módulos sejam relevantes para o bom funcionamento de uma BCI, duas etapas intimamente vinculadas são particularmente cruciais para determinar o desempenho atingível em termos de capacidade de transmissão: as etapas de extração de atributos (ou características) e de classificação / decisão. Nelas, é preciso utilizar todo o ferramental de que se puder dispor para “interpretar” os sinais de modo a que seja possível discriminar os possíveis padrões cerebrais correspondentes a cada comando. Ao mesmo tempo, a duração dessas operações impacta na taxa de transmissão de informação atingível.

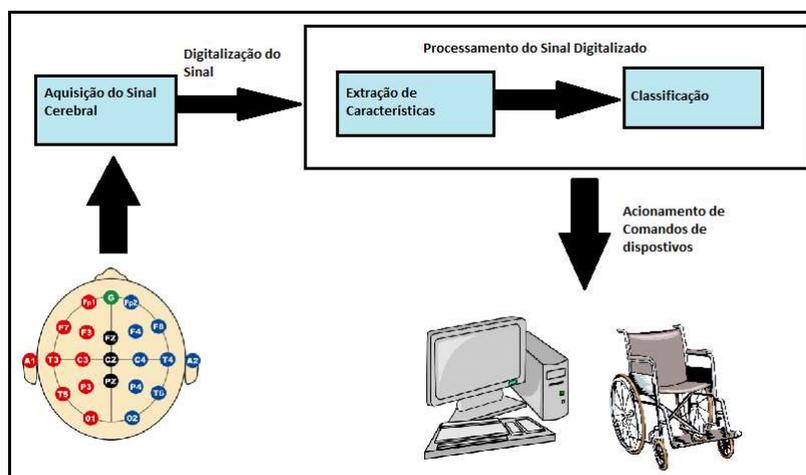


Figura 1 – Estrutura Geral de uma BCI

No caso de sinais provenientes de eletroencefalografia (EEG), nos quais estará o foco deste projeto, a primeira dessas etapas se dá, tipicamente, por meio de uma transposição do sinal para o domínio da frequência, embora haja muitas alternativas pertinentes [Wolpaw et al., 2002][Dornhege et al., 2007]. Quando se lida com potenciais evocados visualmente (SSVEP, do inglês *steady state visually evoked potential*), essa opção é particularmente natural [Zhu et al., 2010], já que a BCI opera por meio da detecção de diferentes padrões de oscilação presentes em estímulos visuais (que indicam diferentes comandos a serem dados pelo usuário) nos sinais

de EEG. Por fim, deve-se definir o classificador empregado, sendo uma estrutura linear a escolha padrão.

Neste projeto, pretendemos, no contexto de SSVEP, realizar um estudo acerca da escolha do tamanho da janela de estimação (e tomada de decisão) na interface. O aumento dessa janela leva a uma estimação potencialmente mais precisa, mas, por outro lado, demanda mais amostras para que se tenha uma decisão. O critério de avaliação é a taxa de transferência de informação.

A taxa de transferência de informação (IRT, do inglês *information transfer rate*), mede a quantidade de informação comunicada por unidade de tempo (WOLPAW *et al.*, 2002). O uso desse índice ocorre porque ele sumariza acurácia e velocidade em uma única medida (WOLPAW *et al.*, 2002). Esse índice é calculado por (COSTA, 2020):

$$IRT = C/T = \begin{cases} [1 + p \log_2 p + (1 - p) \log_2 (1 - p)]/T, & \text{para o binário simétrico} \\ 1/T, & \text{para o binário determinístico} \end{cases}$$

Em que C é a capacidade do canal (simétrico e determinístico), T o tamanho da janela de estimação e p a taxa de erro.

## Descrição da base de dados

A base de dados utilizada<sup>1</sup> foi construída pelo grupo de pesquisa, há alguns anos, a partir de aquisições da resposta do sinal cerebral em diferentes frequências (6, 7.5, 12, 15, 20 e 30 Hz) de estímulo visual repetitivo, as quais são submúltiplos das taxas de atualização do monitor utilizado, para um total de 10 sujeitos. A cada sujeito foi solicitado que fixasse sua atenção por 12 segundos em cada um dos estímulos, seguindo um período de descanso. Esse processo foi repetido oito vezes. Foram usados 16 eletrodos que monitoram a atividade cerebral e, em conjunto, compõem a informação obtida em uma amostra. Nesta pesquisa, as frequências de interesse foram as de 6, 12, 15 e 20 Hz. Todos os sujeitos foram analisados.

## Testes realizados

Foi implementado um algoritmo para o processamento do sinal, feito nas seguintes etapas: tratamento dos artefatos, extração de características, classificação. Foi utilizado o ambiente de programação Octave para executar o algoritmo referente a essas tarefas. O programa foi projetado para discriminar duas classes de frequência. Assim, foram considerados três cenários, com três pares diferentes a serem discriminados: 12Hz e 15Hz, 6Hz e 15Hz e 15Hz e 20Hz.

Primeiramente, as classes foram rotuladas em diferentes categorias. Foi utilizado o rótulo +1 para a menor frequência e -1, para a maior. Assim, rótulos positivos foram classificados na primeira classe e, negativos, na segunda. Em seguida, foi feito o tratamento dos artefatos a partir da aplicação da média de referência comum (CAR, do inglês *Common Average Reference*) sobre o conjunto de dados, sendo que o cálculo foi feito sobre cada sessão.

<sup>1</sup> S. N. Carvalho et al., "Effect of the combination of different numbers of flickering frequencies in an SSVEP-BCI for healthy volunteers and stroke patients," Int. IEEE/EMBS Conf. Neural Eng. NER, vol. 2015–July, pp. 78–81, 2015.

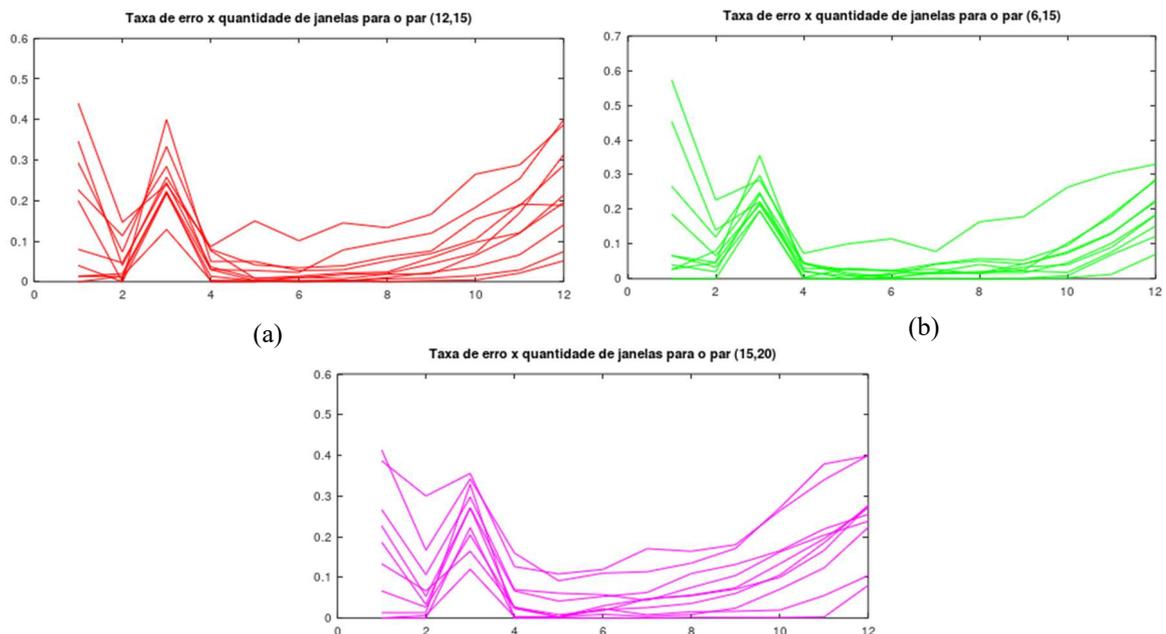
A partir de então, o sinal foi segmentado em  $N$  janelas de tamanho  $T$ , com um deslocamento de 1 segundo entre cada janela. Isso permitiu um  $N = 12$  quantidades possíveis de janela, de forma que  $N$  varia de 1 a 12 e  $T$ , conseqüentemente, varia de 12 segundos a 1 segundo. Para a extração de características, foi aplicada a FFT sobre a sequência de dados correspondente a uma aquisição. Em cada janela, foi calculada a Densidade Espectral de Potência para a extração de atributos. Os dados foram separados em um conjunto para treinamento e um conjunto para teste. Essa separação foi feita de maneira aleatória, de modo que a cada realização do programa, um conjunto diferente fosse selecionado para cada etapa. No entanto, foi mantida a proporção de 70% dos dados para treinamento e o restante, para teste.

O próximo passo foi a classificação. Foi utilizado o classificador linear de mínimos quadrados. A matriz e o vetor de treinamento foram usados para calcular o vetor de pesos da função discriminante linear. Em seguida, os dados de teste foram submetidos ao classificador para sua validação. Os resultados foram selecionados considerando-se o sinal (positivo e negativo).

Assim, os rótulos obtidos na saída do classificador foram comparados com os valores conhecidos dos rótulos de teste, a partir do cálculo da taxa de erro padrão. O algoritmo foi executado 15 vezes e o resultado do cálculo do erro para cada realização foi armazenado. Uma vez que a seleção de dados para treinamento e teste foi feita de maneira aleatória, em cada seleção foi usado um conjunto diferente de dados para cada etapa. Todas as outras condições foram mantidas. A média simples das 15 realizações foi armazenada na variável  $p$ . Os valores de  $p$  obtidos foram utilizados para calcular a IRT. O cálculo foi feito a partir da equação fornecida para o canal binário simétrico e determinístico.

## Resultados e discussão

Os resultados obtidos a partir do cálculo de  $p$  em todos os cenários são apresentados abaixo. Os gráficos exibem como  $p$  varia em função do tamanho da janela. Cada gráfico apresenta 10 curvas, as quais representam a variação para cada sujeito. O gráfico a apresenta os resultados quando o par de frequências utilizado é 12 e 15 Hz; o b, 6 e 15 Hz; e c, 15 e 20 Hz.



(c)

Figura 3: (a) Taxas de erro em função da quantidade N de janelas para as frequências de 12 Hz e 15 Hz. (b) Taxas de erro em função da quantidade de janelas para as frequências de 6 Hz e 15 Hz. (c) Taxas de erro em função da quantidade de janelas para as frequências de 15 Hz e 20 Hz.

Abaixo são apresentadas as curvas obtidas para o cálculo da IRT em função da quantidade de janelas, para os dois tipos de canal. Em todos os casos, a curva em azul representa a variação da IRT para o canal determinístico em função da quantidade de janelas. Além desta, novamente, cada gráfico apresenta 10 curvas, as quais representam a função IRT x Quantidade de janelas para cada sujeito. O gráfico a apresenta os resultados quando o par de frequências utilizado é 12 e 15 Hz; o b, 6 e 15 Hz; e c, 15 e 20 Hz.

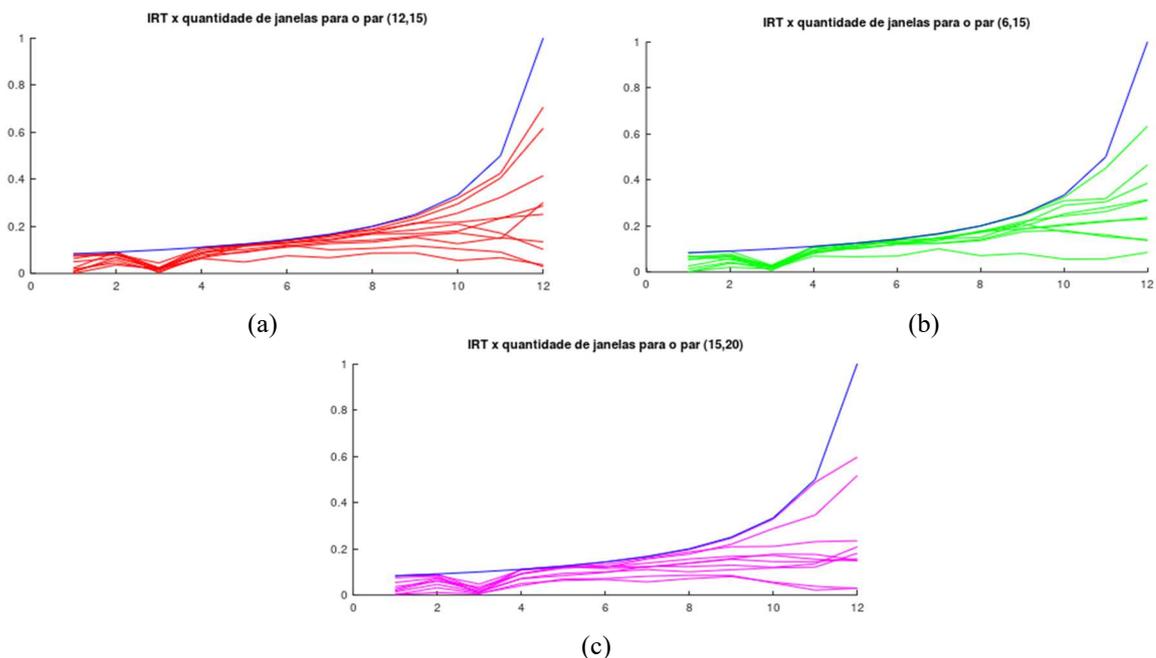


Figura 4: (a) IRT em função da quantidade de janelas para as frequências de 12 Hz e 15 Hz. (b) IRT em função da quantidade de janelas para as frequências de 6 Hz e 15 Hz. (c) IRT em função da quantidade de janelas para as frequências de 15 Hz e 20 Hz.

Pode-se observar que o par de frequências que leva a um melhor desempenho é diferente para cada sujeito, de modo que não foi possível estabelecer uma generalização. A atenção ao estímulo, por exemplo, pode ter variado em diferentes aquisições, influenciando nos resultados (ZHU *et al.*, 2010). Uma vez que o uso da BCI é, em partes, uma habilidade desenvolvida (WOLPAW *et al.*, 2010), os usuários podem apresentar uma melhor capacidade de controle da resposta ao estímulo para diferentes frequências. Visto que foram usadas as mesmas metodologias de pré-processamento, extração de características e classificação, avalia-se que fatores subjetivos próprios dos usuários também afetam a resposta SSVEP.

Como pode ser observado a partir das figuras 3 e 4, nota-se que, apesar do pico da IRT do binário simétrico, em geral, acontecer para 12 janelas, este nem sempre corresponde ao mínimo da taxa de erro. Além disso, para 12 janelas, há um máximo de distanciamento entre as duas curvas de IRT. Desse modo, embora a informação possa ser transmitida com maior velocidade para um janelamento de um segundo, há perdas na precisão.

Portanto, a IRT do canal binário simétrico, por si só, não forneceu informação suficiente para avaliar o melhor tamanho de janela. A partir de outras avaliações, foi percebido que janelas

de 4 segundos, com sobreposição de 3 segundos, foram as de melhor desempenho. Esse resultado é consistente com o que se espera de uma interface cérebro-computador. Para esse espaço temporal, pode ser obtida uma resposta SSVEP forte o suficiente para se obter informações sobre seus atributos, levando a uma maior acurácia. Além disso, permite que os comandos sejam dados rapidamente.

## Considerações finais

A análise foi feita para a discriminação apenas entre dois pares de frequência. Os efeitos do tamanho da janela sobre a IRT e a taxa de erro quando é necessário discriminar entre mais frequências é desconhecido. Também não se sabe se as técnicas de extração e classificação de atributos permaneceriam adequadas.

Diante das conclusões obtidas e dos questionamentos que permaneceram, são apontados alguns caminhos para um aprofundamento da pesquisa. Pode-se estudar os efeitos do tamanho da janela considerando-se mais classes a serem discriminadas. Além disso, podem ser testadas novas técnicas de extração e classificação de atributos. No que se refere as frequências utilizadas, pode-se aprofundar na resposta de diferentes sujeitos a determinadas frequências e estímulos. Também é aberta a possibilidade da construção de uma base de dados maior, adquirida com técnicas de aquisição mais modernas.

## Referências

- COSTA, Thiago Bulhões da Silva. Sistema de comunicação baseado em potenciais evocados visualmente. Campinas: Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas, 2020.
- DINIZ, Paulo S. *et al.* Processamento Digital de Sinais: Projeto e Análise de Sistemas. 1 ed. Bookman, Porto Alegre, 2004.
- HAYKIN, Simon. Communication Systems. 4. ed. John Wiley & Sons, Nova York, 2001.
- HAYKIN, Simon. Adaptive Filter Theory. 3. ed. Prentice Hall, New Jersey, 1996.
- LEITE, Sarah Negreiros de Carvalho. Contribuições ao desenvolvimento de interfaces cérebro computador baseadas em potenciais evocados visualmente em regime estacionário. Campinas. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas, 2016.
- WOLPAW, Jonathan R. *et al.* Brain-computer interfaces for communication and control. Clinical Neurophysiology 113, 2002.
- WOLPAW, J. R. *et al.* Brain-Computer Interface Technology: A Review of the First International Meeting. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, v. 8, n. 2, p. 164–173, 2000.
- ZHU *et al.* A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs, Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2010, Article No. 1, 2010.