Atividade Prática 3 - Paradigma de Imagética Motora

Objetivos

• Familiarização com a construção de uma BCI baseada no paradigma de Imagética Motora. • Implementação de uma BCI usando um classificador baseado em redes neurais profundas. • Análise da influência dos hiperparâmetros do modelo de classificação.

Cenário Abordado: O Paradigma de Imagética Motora

A execução de movimentos dos membros gera padrões específicos de atividade no córtex motor, amplamente estudados na neurociência [Pineda et al., 2000]. Nesta atividade, vamos trabalhar com eletroencefalogramas (EEGs) capturados enquanto algumas pessoas eram imaginavam a realizar de determinados movimentos. Um indivíduo pode criar padrões com características semelhantes aos movimentos reais apenas ao imaginar a realização dos mesmos (como os das mãos direita e esquerda, dos pés e/ou da língua).

A imagética motora possibilita que o usuário treinado automatize o controle de seus próprios pensamentos, já que imaginar tarefas motoras simples, como abrir e fechar as mãos, tende a se tornar um processo intuitivo. A evocação de padrões específicos de cada atividade permite que um sistema de Interface Cérebro-Computador (BCI, do inglês *Brain-Computer Interface*) seja concebido.

Base de Dados

Vamos explorar uma base de dados pública conhecida como *BCI Competition IV – Dataset 2a* [Brunner et al., 2008], usada como base de comparação em muitos trabalhos na literatura. O conjunto de dados e sua descrição podem ser encontrados em https://www.bbci.de/competition/iv/desc_2a.pdf. O carregamento deste conjunto também pode ser realizado através de bibliotecas em Python (o código fornecido conjuntamente com esta atividade já faz o carregamento).

Os dados que devem ser considerados para a realização do experimento começam no instante 2 s e vão até o instante 6 s, tendo, portanto, 4 segundos de duração, conforme ilustrado na Fig. 1.

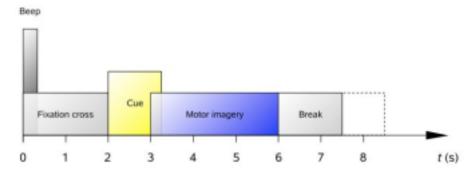


Fig. 1 – Temporização durante a aquisição de dados.

Atividades

Esta atividade envolve o notebook usando a linguagem de programação Python fornecido pelo pelos professores. Crie uma cópia desse notebook para conseguir editá-lo.

1) Análise dos dados de EEG

- (a) Descreva as principais características da base de dados (e.g., número de usuários, quantidade de sessões (trials), eletrodos, etc.), bem como aspectos do protocolo experimental e da organização dos dados. Para isso, consulte a referência [Brunner et al., 2008].
- **(b)** Considerando dois usuários distintos (o comando subject_id = 3, por exemplo, faz a seleção dos dados do indivíduo 3), mostre as densidades espectrais de potência antes e depois da filtragem realizada na etapa de pré-processamento. Procure identificar qual(is) banda(s) gera(m) maior evocação em cada um dos indivíduos selecionados. Para isso, analise a densidade espectral de potência para os eletrodos C3, Cz e C4, pois estas evidenciam a ativação neuronal próxima ao córtex motor. Elas são similares?
- (c) No código, após a etapa de janelamento, exibe-se a dimensão das janelas (comando windows_dataset[0][0].shape). Confira se as dimensões estão coerentes, justificando sua resposta.

2) Análise do classificador

- (a) O código tem implementado o classificador EEGNet, uma rede convolucional. Se desejar, é possível trocar o classificador pela EE(G)-SPDNet (confira a implementação em https://github.com/dcwil/eegspdnet/blob/main/demo.ipynb), realizando a modificação necessária no código (é recomendável ter domínio em PyTorch para esta alteração). Considerando dados de um usuário (abordagem *intra subject*), apresente e analise o desempenho do classificador no conjunto de validação, fazendo ao menos três variações de seus hiperparâmetros (por exemplo, diferentes combinações de tamanho do kernel de entrada e/ou número de kernels).
- **(b)** Selecione o melhor caso na busca de hiperparâmetros do item anterior e meça o resultado no conjunto de teste. Faça agora o treinamento do classificador usando dados de outro usuário e analise o desempenho em seu conjunto de teste. Qual deles teve melhor desempenho? Houve alguma classe em que havia maior facilidade para a classificação?

Referências

[Pineda et al., 2000] Pineda, J. A., Allison, B. Z., & Vankov, A. (2000). The effects of self-movement, observation, and imagination on mu rhythms and readiness potentials (RP's): toward a brain-computer interface (BCI). IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8(2), 219-222.

[Brunner et al., 2008] Brunner, C., Leeb, R., Müller-Putz, G., Schlögl, A., & Pfurtscheller, G. (2008). BCI Competition 2008–Graz data set A. *Institute for knowledge discovery (laboratory of brain-computer interfaces), Graz University of Technology*, 16(1-6), 34. https://www.bbci.de/competition/iv/desc-2a.pdf