­ **CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS EEG PRODUZIDOS POR IMAGINAÇÃO DE MOVIMENTOS PARA APLICAÇÃO EM INTERFACE CÉREBRO-COMPUTADOR**

**Rodrigo Pinheiro da Silva Lobo1**; Oberdan Rocha Pinheiro2

1 Vínculo institucional (Bolsista); Tipo de projeto (Iniciação PIBITI/SENAI CIMATEC – CNPQ); rodrigolobo\_13@hotmail.com

2 Centro Universitário SENAI CIMATEC; Salvador-BA; oberdan.pinheiro@fieb.org.br

**RESUMO**

A execução de tarefas como mover os braços ou andar requer o planejamento da ação a ser executada. Pessoas diagnosticadas com quadros clínicos como esclerose lateral amiotrófica, lesão na medula espinhal ou acidente vascular cerebral, por exemplo, têm as vias neuromusculares comprometidas. Uma das alternativas para contornar esse problema é o desenvolvimento de tecnologias que substituam, em parte, as funções perdidas das pessoas com deficiências motoras graves. A imaginação do movimento é considerada como um estado cognitivo que corresponde à simulação mental de uma ação motora. Esta pesquisa teve como objetivo desenvolver um modelo computacional para classificar intenção de movimentos por meio de imagens motoras para aplicação em BCI´s. O modelo proposto obteve uma eficiência de 73,65% na classificação correta dos eventos relacionados a imaginação de movimentos. As técnicas desenvolvidas são promissoras. O modelo destina-se a contribuir como completo na ampliação da mobilidade de pessoas com graves comprometimentos motores.

**PALAVRAS-CHAVE:** Interface cérebro-computador. Eletroencefalograma. Imaginação de movimento.

**1. INTRODUÇÃO**

 A interface cérebro-computador (BCI, do termo inglês: *Brain Computer Interface*) é uma das tecnologias mais promissoras e cada vez mais populares para auxiliar e melhorar a comunicação/controle da paralisia motora (por exemplo, paraplegia ou tetraplegia) devido a acidente vascular cerebral, lesão da medula espinhal, paralisia cerebral e esclerose lateral amiotrófica (ELA). A tecnologia de rastreamento ocular também permite que pessoas paralisadas controlem dispositivos externos, mas tem muitas desvantagens devido à forma de medir os movimentos dos olhos por meio de câmeras ou ao usar eletrodos acoplados no rosto, como sinais de eletro-oculografia (EOG). A BCI envolve essencialmente a tradução da atividade do cérebro humano em ação externa, enviando comandos neurais para dispositivos externos 1 2.

 O ser humano tem necessidade de interagir com o ambiente ao seu redor. Pessoas com mobilidade reduzida acabam modificando sua rotina, passando a ocupar-se de atividades pouco ativas, reduzindo seu desempenho físico, suas habilidades motoras e sua capacidade de coordenação. Esses efeitos não favorecem a manutenção de um estilo de vida saudável, levando essas pessoas ao isolamento social e à solidão. O aumento das atividades sociais voltadas para indivíduos com mobilidade reduzida, cada vez mais, revela a insuficiência funcional dos equipamentos atuais direcionados para este grupo de indivíduos 3.

 As interfaces cérebro-computador são tecnologias que propiciam a interação do homem com equipamentos ou m´equinas 4. No caso de pessoas com deficiência motora e neurológica, essa interação ocorre através de sinais gerados pelo próprio corpo, por exemplo, através de movimentos do globo ocular, de contrações musculares e de sinais cerebrais 5.

A imaginação do movimento é uma estratégia utilizada em interfaces cérebro-computador que permite a pessoa com graves comprometimentos motores estabelecer controle e comunicação com equipamentos. O uso das t´técnicas de inteligência artificial, segundo 4, no reconhecimento de padrões, sugere a possibilidade de identificar, nos sinais EEG, características que expressem o comando de movimentos ou a intenção de movimento. Nesse contexto, surge a necessidade de desenvolver novas tecnologias que venham atender as demandas dos sujeitos com comprometimentos motores e neurológicos. O objetivo desse trabalho é desenvolver um modelo computacional para classificar intenção de movimentos por meio de imagens motoras para aplicação em BCI´s.

**2. METODOLOGIA**

 Para construir um sistema BCI, cinco ou seis componentes são geralmente necessários: aquisição de sinal, pré-processamento, extração de características, classificação e tradução da classificação para comandos (aplicativos BCI). A Figura 1, apresenta a abordagem técnica adotada no sistema. O processo de aquisição do sinal consiste na leitura dos sinais EEG brutos no padrão *European Data Format* (EDF). Em seguida, os sinais EEG são filtrados por um filtro digital passa-faixa, cujas frequências variam em uma faixa de 0,5 a 42 Hz. Após a filtragem dos sinais, calcula-se a *Fast Fourier Transform* (FFT), o processo de pré-processamento é responsável pela aplicação do filtro e a FFT. O processo de extração de características, baseado em informações de amplitude e frequência dos sinais EEG, calcula os atributos que contém os padrões de entrada para o vetor de características.

Figura 1: Diagrama de blocos da abordagem técnica do sistema.


Fonte: Autor.

O vetor de características é composto por cinco atributos, que contém o padrão a ser analisado pelo processo de treinamento e classificação do modelo. Os atributos utilizados nesse trabalho de investigação, segue o modelo definido por 6. Esses atributos são definidos como: média aritmética (MA), energia (E), máximo valor (MAV), mínimo valor (MIV) e frequência dominante (FD).

O processo de classificação é realizado em duas etapas: treinamento (etapa de aprendizado) e classificação dos dados (testes). Na etapa de treinamento, o modelo do classificador é construído descrevendo um conjunto pré-determinado de classes: imaginação motoras do punho esquerdo (0), punho direito (1), ambos os punhos (2) e ambos os pés (3). Dessa forma, o sistema extrai os atributos do vetor de características (MA, E, MAV, MIV e FD) para realizar o treinamento do classificador, através do conjunto de dados de treinamento. Aos elementos de treinamento, são associados rótulos de classes às quais cada um pertence (0, 1, 2 e 3). Esta etapa é conhecida como aprendizagem supervisionada, pois o rótulo da classe de cada elemento de treinamento é fornecido ao classificador. A saída do classificador indicará um comando para uma aplicação baseada em BCI, por exemplo: comando de movimentação de uma cadeira de rodas motorizada.

**3. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

 Os sinais dos registros EEG utilizados para validar o sistema foram adquiridos através do banco de dados eegmmidb - EEG *Motor Movement/Imagery Dataset*, capturado utilizando o sistema BCI2000 7, disponível através do *PhysioBank* 8. Este banco de dados é composto por mais de 1500 registros de sinais EEG, obtidos a partir de 109 voluntários. Os registros de 106 voluntários foram utilizados nos testes. Dados de 3 voluntários (88, 92 e 100) apresentaram problemas na etapa de aquisição; por esse motivo, tais registros não foram considerados.

O sistema foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação Java versão 1.8, para a realização do processamento digital do sinal foi utilizada a biblioteca Java *Digital Signal Processing* (DSP) *collection*, trata-se de um conjunto de classes open source desenvolvidas utilizando a linguagem de programação Java. O filtro digital passa-faixa utilizado nesse trabalho de investigação foi baseado na API (*Application Programming Interface*) presente no componente Java (DSP) *collection*. Para o cálculo da FFT foi utilizada a biblioteca: *The Apache Commons Mathematics Library*. Para o treinamento e classificação, foi utilizada, a ferramenta *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Weka) desenvolvido pelo grupo de aprendizado de máquina da Universidade de Waikato (Nova Zelândia). O Weka é uma biblioteca *open source*, desenvolvido fazendo uso da linguagem de programação Java. A técnica de validação cruzada (*10-fold cross-validation*) foi utilizada para realizar os testes do modelo. No *10-fold cross-validation*, o conjunto de dados é dividido aleatoriamente em 10 partes nas quais cada classe é representada na mesma proporção do conjunto inteiro, aproximadamente. Destas 10 partes, 9 partes são utilizadas para o treinamento e uma serve como base de testes. O processo é repetido 10 vezes, de forma que cada parte seja usada uma vez como conjunto de testes. Ao final, a correção total é calculada pela média dos resultados obtidos em cada etapa, obtendo-se assim uma estimativa da qualidade do modelo. O computador utilizado nos testes foi um Avell com processador core i7 7700HQ, 16 GB de RAM DDR4, GPU GeForce GTX 1060 e armazenamento híbrido com SSHD de 1 TB com 8 GB SSD e sistema operacional Linux Ubuntu 14.04.2 LTS. Dois classificadores foram implementados: máquina de vetor de suporte (SVM) e uma rede neural artificial (RNA). A Tabela 1 apresenta o desempenho dos classificadores.

Tabela 1: Desempenho dos classificadores.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Método | Classificação correta | Classificação incorreta | *Kappa* |
| RNA | 73,65% | 26,35% | 0,67 |
| SVM | 72,52% | 27,48% | 0,07 |

Fonte: Autor.

O método baseado no algoritmo da RNA teve maior percentual de classificação correta: 73,65%. É possível observar que o índice de confiabilidade (*kappa*) do algoritmo da RNA obteve o maior valor, sendo 0,67, indicando evidência de confiabilidade.

**4. CONSIDERAÇÕES FINAIS**

 O sistema desenvolvido utiliza técnicas de aprendizado de máquinas, onde o sistema de reconhecimento de padrões foi treinado de forma supervisionada, para realizar a correta identificação das intenções de movimentos a partir de tarefas mentais. A classificação dos dados inclui respostas a quatro tarefas mentais distintas, podendo ser utilizada para ampliação do grau de liberdade de indivíduos com graves deficiências motoras. Uma fase experimental mais longa, faz-se necessária, com o objetivo de uma avaliação mais completa e de integração com uma aplicação BCI. Como proposta de atividade futura desta pesquisa, uma questão importante é a utilização de técnicas baseadas em aprendizado de máquinas profunda.

**Agradecimentos**

Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico), pela bolsa de estudos.

**5. REFERÊNCIAS**

1 Chen, C., Zhou, P., Belkacem, A. N., Lu, L., Xu, R., Wang, X. Quadcopter robot control based on hybrid brain–computer interface system. Sens. Mater. 32, 991–1004, 2020.

2 Shao, L., Zhang, L., Belkacem, A. N., Zhang, Y., Chen, X., Li, J. EEG-controlled wall-crawling cleaning robot using ssvep-based brain-computer interface. J. Healthcare Eng., 1–11. doi: 10.1155/2020/6968713, 2020.

3 gomes, O. F. Pinheiro, O. R. Santos, A. A. B. Modelo computacional baseado em interface cérebro-computador para classificação de sinais eeg. E-tech: Tecnologias para Competitividade Industrial, v. 12, p. 23-41, 2019.

4 Wolpaw, J.; Wolpaw, E. W. Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice. New York: Oxford University Press, 2012.

5 Faria, B. M.; Reis, L. P.; Lau, N.; Soares, J. C.; Vasconcelos, S. Patient classification and automatic configuration of an intelligent wheelchair. In: Agents and Artificial Intelligence: 4th International Conference, ICAART 2012, Vilamoura, Portugal, February 6-8, 2012. Revised Selected Papers. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013.

6 George, A.; Azevedo, F. M. Identificação automática de complexos k e fusos do sono em sinais de eeg utilizando redes neurais e transformada wavelet. In: Anais do 8 Congresso Brasileiro de Redes Neurais. Florianópolis: SBRN, 2007.

7 Schalk, G.; Mcfarland, D. J.; Hinterberger, T.; Birbaumer, N.; Wolpaw, J. R. Bci2000: a general-purpose brain-computer interface (bci) system. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, v. 51, n. 6, p. 1034-1043, June 2004.

8 Goldberger, A. L. Physiobank, physiotoolkit, and physionet. Circulation, American Heart Association Journals, v. 101, n. 23, p. e215-e220, 2000.