

Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics

Blind Source Separation na Análise de Sinais Cerebrais

Luana da Silva¹

Engenharia de Controle e Automação, UFSM, Santa Maria, RS

Alice de Jesus Kozakevicius²

Departamento de Matemática, UFSM, Santa Maria, RS

Cesar Ramos Rodrigues³

Departamento de Eletrônica e Computação, UFSM, Santa Maria, RS

1 Introdução e Motivação

Os avanços recentes da tecnologia têm permitido a propagação cada vez maior das interfaces cérebro-máquina (ICM), possibilitando para muitos pacientes o resgate de sentidos antes perdidos devido a enfermidades ou outros fatores. As ICMs utilizam processamento de sinais biológicos, tanto musculares quanto neurológicos, para o seu funcionamento. Um dos principais problemas nas ICMs que utilizam sinais cerebrais, por exemplo o eletroencefalograma (EEG), é a presença de ruído (artefatos) [2]. Uma vez que o sinal é captado pelo escalpo (couro cabeludo) da pessoa, há a interferência de sinais provenientes de diversas partes do corpo, muitas vezes desnecessários para o controle de uma prótese. Para tentar resolver esse problema são introduzidas técnicas de Blind Source Separation (BSS), que visam encontrar e separar os sinais relacionados à intenção de alguém controlar alguma coisa, assim como separar sinais associados a ruídos, proveninetes da batida do coração, da piscada dos olhos, de movimentos musculares involuntários, entre outros [3].

Blind Source Separation é um nome geral para vários algoritmos de separação de fontes baseados em técnicas matemáticas/estatísticas, como Análise de Componentes Principais (PCA), Análise de Componentes Independentes (ICA), Fração de Ruído Máximo (MNF), Análise de Fatores (FA), etc [1, 2]. Na literatura de análise de EEGs, as técnicas mais comumente utilizadas para BSS são o PCA, como pré-processamento para reduzir a complexidade do ICA e aumentar a acurácia da separação [1] e o ICA como a técnica de separação de fontes em si, por ser mais robusta e proporcionar melhor representação dos dados do que o PCA [1, 3].

¹luds6851@gmail.com

²alice.kozakevicius@gmail.com

³cesar@ieee.org

2 BSS e Sinais EEG

De acordo com [1], assume-se que cada sinal observado é formado por diferentes componentes, na forma de uma combinação linear de sinais estatisticamente independentes. Tem-se que o EEG captado é uma matriz $\vec{x}(t)$ formada por M sinais \vec{x}_i provenientes da diferença de tensão entre dois eletrodos (chamado de canal) colocados no escalpo. Cada sinal \vec{x}_i é formado por uma combinação linear de N fontes independentes \vec{s}_j (que representam os sinais dos neurônios específicos de uma dada parte do córtex cerebral). Não se sabe nada a respeito de como foi formada a mistura dos sinais $\vec{s}(t)$ em $\vec{x}(t)$. A única matriz conhecida no problema é a das amostras do EEG, $\vec{x}(t)$. Esse problema pode ser formulado por: $\vec{x}(t) = A\vec{s}(t)$, $\forall t \in \tau$ com $\vec{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ e $\vec{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ para tempos $t \in [t_0, t_1, \dots, t_k] = \tau$ tal que $x_i(t) = a_{i1}s_1(t) + a_{i2}s_2(t) + \dots + a_{iN}s_N(t)$, para $i = 1, \dots, M$ e $k = 1, \dots, p$, sendo p o número máximo de amostras no tempo capturadas em cada canal no EEG, conforme explicitado na equação (1):

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{M1} & a_{M2} & \dots & a_{MN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}s_1 + a_{12}s_2 + \dots + a_{1N}s_N \\ a_{21}s_1 + a_{22}s_2 + \dots + a_{2N}s_N \\ \vdots \\ a_{M1}s_1 + a_{M2}s_2 + \dots + a_{MN}s_N \end{pmatrix} \quad (1)$$

Assume-se que a matriz \vec{A} é formada pelos pesos de cada fonte \vec{s}_j no sinal captado \vec{x}_i e que os valores a_{MN} são diferentes o suficiente para tornarem \vec{A} inversível [3]. Neste trabalho, estuda-se o melhor método para a determinação de $\vec{u}(t)$, uma aproximação para $\vec{s}(t)$ [1]: $\vec{u}(t) = \vec{W}\vec{x}(t)$, sendo $\vec{W} \approx \vec{A}^{-1}$.

Agradecimentos

Trabalho financiado pela FAPERGS, projeto de pesquisa PQG 1873-25.51/13-0 e projeto 040479.

Referências

- [1] C. Bugli and P. Lambert, Comparison between Principal Component Analysis and Independent Component Analysis in Electroencephalograms Modelling, *Biometrical Journal*, 5:1-16, 2006, doi: 10.1002/bimj.200510285.
- [2] Z. Cashero e C. Anderson, Comparison of EEG Blind Source Separation Techniques to Improve the Classification of P300 Trials, *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2011, doi: 10.1109/IEMBS.2011.6091815.
- [3] A. Hyvarinen, J Karhunen e E. Oja, Independent Component Analysis, capítulos 1, 7 e 22, Wiley Interscience, 2001.