

APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS A POTENCIAIS ANTECIPATÓRIOS À IMAGÉTICA MOTORA EM EEG

R. S. Moreira*, M. Cagy* e A. F. C. Infantosi*

* Programa de Engenharia Biomédica/COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil

e-mail: rafael.moreira@peb.ufrj.br, mcagy@peb.ufrj.br, afci@peb.ufrj.br

Resumo: A Análise de Componentes Principais (PCA) tem sido utilizada para a redução de dimensionalidade de sinais eletroencefalográficos (EEG), por permitir a compressão destes em um novo conjunto de sinais com pouca perda de informação. O presente artigo visa aplicar a PCA em trechos de sinais que contêm potenciais antecipatórios à Imagética Motora (IM) em 1ª pessoa, particularmente a Variação Negativa Contingente (CNV). A casuística consistiu em 30 indivíduos sadios divididos em grupos de Atletas e Não-Atletas de igual número. Os sinais de EEG foram adquiridos de acordo com o sistema internacional 10-20, porém foram processadas apenas as derivações F3, Fz, F4, C3, Cz, C4. Os trechos de CNV foram reconstruídos com base nos 18 PCs (10% do total) com maior variância. O teste de *Mann-Whitney* indicou diferença significativa ($p \ll 0,01$) entre os erros RMS percentuais dos grupos de Atletas e Não-Atletas, inferiores a 2,23 e 1,19%, respectivamente, na reconstrução dos trechos de CNV. Este achado sugere que os Atletas apresentam maior variabilidade interindividual, talvez devido a sua experiência real na execução da tarefa específica.

Palavras-chave: PCA, CNV, Imagética Motora, EEG, RMS.

Abstract: *Principal Components Analysis (PCA) has been used for dimensionality reduction in EEG signal by allowing its compression into a new set of signals with low information loss. This study aims to apply PCA in signal segments that contain the anticipatory potential related to Motor Imagery (MI) in first person, particularly the Contingent Negative Variation (CNV). The study sample consisted of 30 healthy subjects equally divided into groups of Athletes and Non-Athletes. EEG signals were acquired according to the international 10-20 system, but only derivations F3, Fz, F4, C3, Cz, C4 were processed. The CNV segments were reconstructed based on 18 PCs (10% of total) with higher variance. The Mann-Whitney test indicated a significant difference ($p \ll 0.01$) between the percentage RMS errors of groups of Athletes and Non-Athletes, lower than 2.23 and 1.19%, respectively, reconstructing the CNV segments. This finding suggests that athletes have higher inter-individual variability, perhaps due to their actual experience in implementing the specific task.*

Keywords: PCA, CNV, Motor Imagery, EEG, RMS.

Introdução

A Imagética Motora (IM) tem sido definida como uma condição cognitiva correspondente à simulação mental de gestos ou tarefas motoras, podendo estar associada ao treinamento de uma determinada sequência motora [1,2]. Sinais EEG durante tarefas mentais têm sido utilizados em estudos de IM [1].

Dois potenciais antecipatórios pré-motores associados ao eletroencefalograma (EEG) são descritos na literatura, a saber, a Variação Negativa Contingente (CNV) [2] e o *Bereitschaftspotential* (BP) [3], ambos caracterizados como uma onda negativa de muito baixa frequência que ocorre previamente ao movimento e subsequentemente a um estímulo de alerta (preparo). No caso de tal movimento ser iniciado em resposta a um estímulo deflagrador, ocorre o CNV; por outro lado, o BP ocorre quando o início do movimento é determinado espontaneamente pelo indivíduo [2–4]. Logo, na IM, por ser a tarefa puramente mental, somente se pode estudar a CNV, onda negativa que se inicia cerca de 0,5 s após um estímulo de alerta, perdura por aproximadamente 1 s e caracteriza-se por uma amplitude que raramente supera 20 μ V [2].

Na análise de sinais EEG, a Análise de Componentes Principais (PCA) pode ser aplicada no reconhecimento de padrões [5], na identificação de ondas características do sinal EEG [6], distinção de diferentes ondas superpostas [7], redução de redundâncias [6,8,9] ou na separação de ruído [10]. Uma vez que a PCA decompõe um conjunto original de sinais em um conjunto de componentes ortogonais (componentes principais – PC), ordenados decrescentemente em termos de variância, pode-se escolher parte dos componentes que responda por um percentual arbitrário de energia dos sinais EEG ou que melhor os caracterize.

Tal caracterização corresponde à redução da dimensionalidade do conjunto de sinais, e, portanto, de sua redundância, com potencial aplicação em compressão de dados. Neste sentido, é de se esperar que um conjunto de sinais com morfologias similares possa ser representado por poucos componentes principais (PCs), implicando elevada compressão de dados, com potencial aplicação em gravação ou transmissão de sinais.

O objetivo do artigo foi investigar a aplicação da PCA em compressão de dados EEG com perdas,

considerando-se como conjunto de sinais originais as estimativas de CNV obtidas a partir de várias coletas e/ou sujeitos durante protocolo de IM. Para tal, o percentual de erro entre o sinal reconstruído e o sinal original foi analisado com base nos valores eficazes (RMS).

Análise de Componentes Principais – A PCA é uma técnica de decomposição de dados correlacionados em um novo conjunto de componentes descorrelacionados (ortogonais) [5,6,8,10].

Dada uma matriz X cujas colunas correspondem aos sinais originais, esta técnica visa obter, por meio de uma transformação linear, uma nova matriz (Z) cujas colunas sejam os PCs:

$$Z = X \cdot V. \quad (1)$$

Tal resultado é obtido se V corresponder à matriz de autovetores normalizados da matriz de covariância (S) dos sinais originais (X).

Alternativamente, a matriz V pode ser obtida a partir da decomposição de valores singulares (SVD) da matriz de sinais (X):

$$X = UDV^T, \quad (2)$$

onde U e V contêm os chamados vetores singulares à esquerda e à direita respectivamente, D é uma matriz diagonal que contém os valores singulares λ_i em ordem decrescente e \bullet^T corresponde ao operador indicativo de transposição de matrizes.

Ao se utilizar a PCA com objetivo de compressão de dados, deve-se adotar um subconjunto dos PCs encontrados na matriz Z , associados aos maiores valores singulares da matriz D . Assim, os sinais reconstruídos a partir dos PCs selecionados são obtidos por:

$$X' = Z \cdot V'^T, \quad (3)$$

onde V' corresponde à matriz V substituindo-se os autovetores referentes aos PCs desprezados por zero. No caso deste trabalho, serão utilizados os 10% de PCs com maior variância, visando-se obter uma compressão de dados similar à encontrada em outros processos de compactação de dados com perdas, tal como MP3, em que se obtém uma taxa de compressão de cerca de 90% [11].

Materiais e métodos

Protocolo experimental – O experimento foi composto por 30 sujeitos sadios aptos a realizar IM através da aplicação do *Revised Movement Imagery Questionnaire* (MIQ-R) (maiores detalhes em [1,12]), sendo divididos em 15 atletas de voleibol e 15 indivíduos sem experiência comprovada na prática sistemática do voleibol, denominados Não-Atletas. Os indivíduos foram instruídos sobre os procedimentos aos quais seriam submetidos e assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido.

A tarefa que foi reproduzida por IM consistiu em realizar o ataque de voleibol, a qual foi apresentada aos indivíduos através de vídeo. Durante todo o procedimento, os sujeitos permaneceram sentados em

uma poltrona. Eletrodos de Ag/AgCl foram posicionados no escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20, e referência auricular. O contato entre os eletrodos e a pele apresentou impedância inferior a 5 k Ω . Os sinais de EEG foram captados através do eletroencefalógrafo modelo BNT-36 (EMSA), previamente filtrados (anti-aliasing de 100 Hz, passaltas de 0,1 Hz e notch de 60 Hz) e, então, amostrados a 240 Hz.

O experimento foi realizado com a sala em penumbra; o voluntário permanecia sentado e com os olhos fechados. Inicialmente, gravaram-se 90 s de EEG espontâneo, o qual serviu para habituação do indivíduo e posterior comparação com as possíveis características a serem analisadas do sinal. Em seguida, foi realizada aquisição durante 30 sequências de IM em 1ª pessoa para a tarefa alvo, que eram intercaladas aleatoriamente com 20 sequências da tarefa distratora de simulação do bater de palmas.

Antes de cada tarefa de IM, apresentaram-se 2 estímulos sonoros (S1 e S2): o primeiro servia como estímulo de alerta, e o segundo servia de estímulo de deflagração da tarefa. Cada estímulo era indicado em um canal de *trigger* coletado junto com o EEG. Entre os estímulos, apresentou-se um período de 2 s, e o tempo para realização de tarefa foi de 5 s [1,12].

Neste trabalho, por envolver IM em 1ª pessoa, esperam-se alterações mais significativas no EEG referente às regiões centrais e frontais do córtex [1,4], as quais estariam mais relacionadas aos potenciais motores e pré-motores. Assim, foram utilizadas as derivações Cz, C3, C4, Fz, F3, F4.

Pré-processamento – Os sinais de EEG foram submetidos a um filtro *Butterworth* passa-baixas, de 2ª ordem e frequência de corte de 5 Hz, para realce das características de baixa frequência. Os sinais foram, então, segmentados em trechos que continham o período de preparação e o de execução da IM.

Os sinais de EEG segmentados, foram selecionados trechos de 2 s os quais continham o período de preparação à tarefa de IM (entre os estímulos S1 e S2, referente à CNV). Foram obtidos 30 trechos de EEG para cada derivação analisada de cada sujeito.

Os 30 trechos foram submetidos a um algoritmo baseado no limiar referente a 3 desvios padrões de trechos livres de artefato, que foi utilizado para a rejeição automática de trechos que continham artefatos. Foram obtidos, assim, diferentes números de trechos de EEG para cada derivação, de cada indivíduo, de acordo com o limiar escolhido para cada situação de processamento específica. Os sinais obtidos deste sistema de rejeição automática foram, então, promediados e submetidos a um filtro *Butterworth* passa-baixas, de 2ª ordem e frequência de corte de 2 Hz, obtendo-se, assim, uma estimativa de CNV para cada uma das 6 derivações para cada indivíduo. No total, foram obtidos 90 trechos para o grupo de Atletas e 90 trechos para o grupo de Não-Atletas. Os trechos de sinal resultantes foram agrupados em uma única matriz de dados (X , com 180 colunas) e, então, submetidos à PCA.

Processamento – Inicialmente, os PCs foram calculados com base na expressão (2) aplicada à matriz de sinais (X) composta pelas estimativas de CNV de Atletas e Não-Atletas. Em seguida, diferentes reconstruções dos sinais foram obtidas a partir de diferentes conjuntos de PCs com maior variância (14 PCs, 18 PCs e 22 PCs) empregando-se a expressão (3).

Análise do erro RMS – Em seguida, foi calculado o erro RMS entre o sinal original X , e o sinal reconstruído X' :

$$e_{RMSi} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (X_i'[n] - X_i[n])^2}, \quad (4)$$

onde i refere-se a cada estimativa de CNV e N é o número de amostras por trecho.

Para se obter o erro percentual, o erro RMS de cada sinal recuperado foi dividido pelo valor RMS do sinal original correspondente. Tais valores foram agrupados entre Atletas e Não-Atletas, para cada número de PCs utilizados.

Objetivando-se verificar a normalidade dos valores obtidos de RMS entre grupos, o teste *Kolmogorov-Sminorv* foi aplicado, com nível de significância de 5%, o que indicou que os dados não seguiam distribuição normal. Desta forma, o teste de *Mann-Whitney* com nível de significância de 5% foi aplicado, a fim de se compararem os valores de mediana entre os grupos de Atletas vs. Não-Atletas. Os processamentos e análises estatísticas dos sinais foram realizados por meio do *software Matlab*[®].

Resultados

A Figura 1 apresenta os percentuais de variância referentes a cada um dos 22 primeiros PCs obtidos, salientando-se que a decomposição se baseou nos sinais oriundos das 6 derivações de todos indivíduos. Nota-se que, empregando-se 18 PCs, já se obtém um percentual acumulado de variância de 99,99%, indicando, assim, uma razão de compressão eficaz e com pouca perda de informação.

Na Figura 2, nota-se que, dos cinco PCs de maior contribuição percentual para a variância total, o PC2 (onda de muito baixa frequência) encontra-se entre cerca de 1,5 s e 0,5 s antes do movimento (com pico em cerca de 1 s), similarmente ao que ocorre com o potencial pré-motor, embora com a polaridade contrária.

Ao se reconstruir os CNV utilizando-se três diferentes conjuntos de PCs (14, 18 e 22), o valor mediano do erro RMS percentual diminui conforme se aumenta o número de PCs empregado (Tabela 1), independente de serem para atletas ou não-atletas. Salienta-se ainda que, para os não-atletas, este erro mediano é sempre menor que para os atletas. Comportamento similar pode ser notado quanto ao erro RMS percentual máximo para o conjunto de sujeitos deste estudo.

O teste de *Mann-Whitney* ($\alpha = 5\%$) indicou diferença significativa entre as medianas do erro RMS percentual referentes aos grupos de Atletas e Não-Atletas para 18

PCs (0,71 e 0,29, respectivamente – valor- $p \ll 0,01$). A Figura 3 exibe as distribuições (*Box-Plots*) do erro RMS dos sinais reconstruídos reunindo todas as 6 derivações investigadas. Nota-se maior dispersão e, tal como descrito na Tabela 1, maiores valores de erro para o grupo de Atletas.

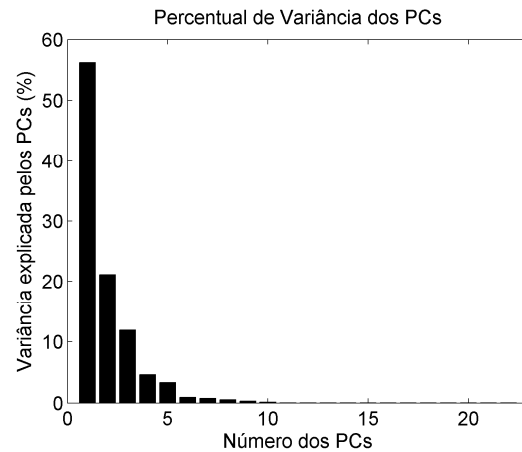


Figura 1: Percentual de variância explicada para os 22 primeiros PCs, em ordem decrescente.

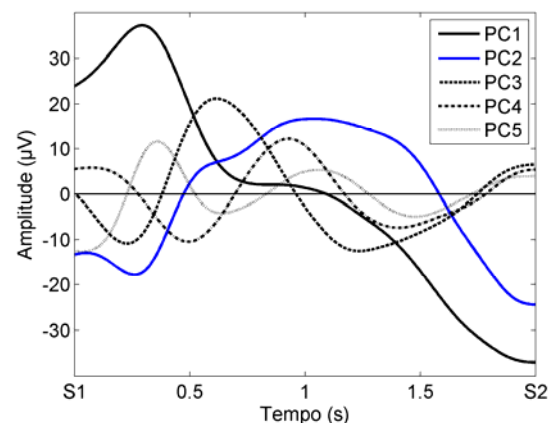


Figura 2 – Cinco PCs de maior variância: o primeiro com 56,24% e o segundo (traçado em azul) com 21,13%.

Tabela 1: Valores medianos e máximos (entre parênteses) relativos aos erros RMS percentuais correspondentes a 14, 18 e 22 PCs respectivamente, para os grupos de Atletas e Não Atletas.

Grupos	14 PCs	18 PCs	22 PCs
Atletas	1,69 (6,83)	0,71 (2,23)	0,19 (0,60)
Não Atletas	1,12 (5,28)	0,29 (1,19)	0,11 (0,37)

Para ilustrar o efeito do erro na morfologia do sinal reconstruído, a Figura 4 exibe o resultado da reconstrução da CNV estimada nos casos de erro mínimo e máximo em todo o conjunto de indivíduos (círculos em vermelho na Figura 3): derivação C3 de um Não-Atleta (erro mínimo) e Fz de um Atleta (erro máximo). No primeiro, nota-se uma forma de onda lenta e de polaridade negativa, padrão este que não ocorre no

segundo. Observa-se uma quase superposição entre os sinais reconstruído e original, resultado que ocorreu em geral para todos os sinais reconstruídos, independente do grupo.

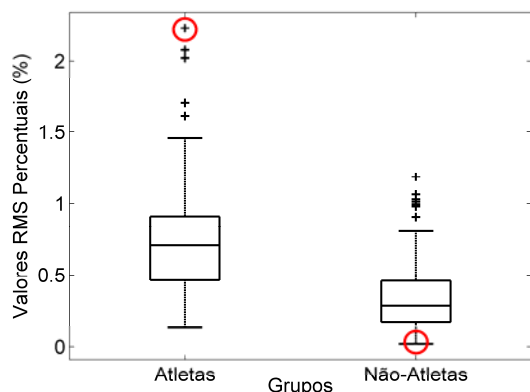


Figura 3: *Box-plots* referentes ao erro RMS percentual dos Atletas e dos Não Atletas utilizando-se 18 PCs. Os círculos representam os valores extremos.

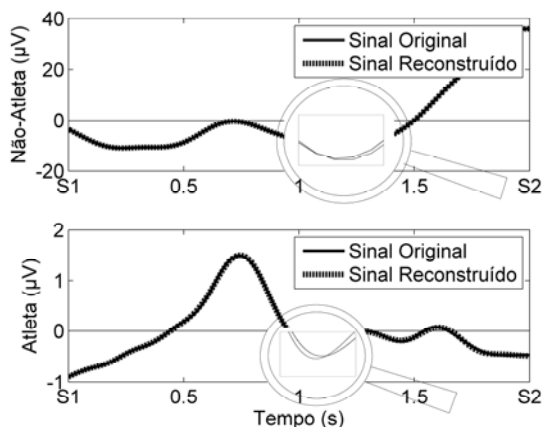


Figura 4: Sinais originais e reconstruídos a partir de 18 PCs. (a) derivação C3 de um Não-Atleta; (b) derivação Fz de um Atleta. Em detalhe (lupa), o CNV original e o reconstruído.

A distribuição do erro RMS dos CNVs reconstruídos para o conjunto de atletas e não-atletas (Figura 5) sugere valores medianos e percentis de 75% ligeiramente mais elevados para Fz e Cz do que para as respectivas derivações hemisféricas frontais e centrais. Não obstante, o teste de *Friedman* (*ANOVA* não-paramétrica para medidas repetidas – $\alpha = 5\%$) aponta não haver diferença significativa entre as medianas dos erros RMS percentuais das seis derivações EEG ($p = 0,20$).

Discussão e Conclusão

Neste trabalho, o uso da PCA com vistas à compressão de dados aplicada ao conjunto total de dados (180 trechos promediados de EEG para análise de CNV) apresentou erro percentual inferior a 2,23% para o grupo de Atletas e inferior a 1,19% para o grupo de Não-Atletas, ao se utilizarem 18 PCs na reconstrução

dos sinais. Em termos de erro absoluto, obteve-se $0,0047 \mu\text{V}$ como valor médio do erro RMS. Em recente estudo comparativo entre várias técnicas de PCA, Shi *et al.* [6] obtiveram, para a técnica com menor erro RMS, um valor médio de $0,158 \mu\text{V}$ envolvendo 10 PCs.

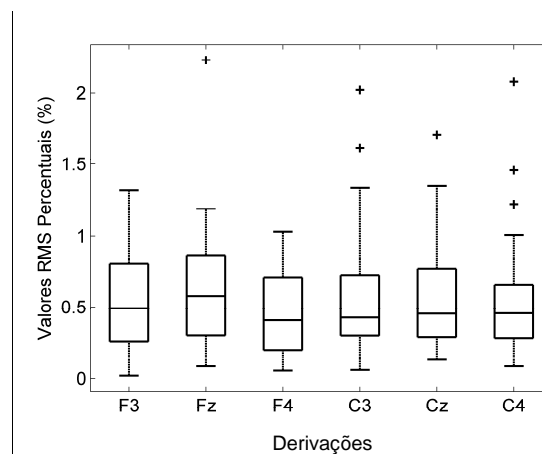


Figura 5 – *Boxplot* do erro RMS percentual de cada uma das 6 derivações analisadas, ao se reconstruir a CNV de atletas e não-atletas com 18 PCs.

A razão de compressão de dados pré-estabelecida foi de 10% (18 PCs em 180 PCs – semelhante a outros métodos de compressão com perdas, tal como o MP3 [11]), implicando variância percentual explicada acumulada de 99,99%. De acordo com [5,7,9], valores de variância acumulada pelos PCs acima de 80% são considerados adequados na representação do sinal EEG. Não obstante, salienta-se que o presente estudo teve como delineamento a razão de compressão, sendo a decorrente variância explicada uma consequência do número de PCs utilizado.

Os grupos de Atletas e Não Atletas se mostraram estatisticamente diferentes em relação à reconstrução com base nas 18 PCs, ocorrendo menores valores de erro RMS percentual para os Não-Atletas. Tal resultado pode ser indicativo de que os Atletas apresentariam maior variabilidade interindividual dos sinais, sendo que a diferenciação entre os mesmos se daria pelas PCs de menor percentual de variância, que foram desprezadas para a reconstrução. Tal achado é consistente com o fato de que os Não-Atletas, por não terem uma vivência corriqueira da tarefa, reproduziriam mais uniformemente a imaginação do vídeo assistido. Por outro lado, os Atletas incluiriam suas experiências individuais durante a imagética, aspecto este demonstrado por [4,12] quando da análise da nitidez das imagens mentais de Atletas e Não-Atletas, demonstrando que os primeiros teriam maior facilidade em realizar a IM. Esta afirmação corrobora os achados de estudo que comparou a CNV de acordo com a complexidade da tarefa, no qual houve significativa diferença de amplitudes para as CNVs entre as tarefas propostas [13]. Neste sentido, o mesmo procedimento de imagética consiste em uma tarefa mais complexa para o Não-Atleta que para o Atleta, devido à experiência deste último.

Por outro lado, não se encontrou diferença significativa entre os erros RMS percentuais distribuídos pelas derivações, apesar de todas serem reconstruídas com base no mesmo conjunto de PCs. Este resultado sugere haver, para cada indivíduo, morfologia semelhante entre os sinais ao longo das derivações. Salienta-se, contudo, que este trabalho não visa à identificação das derivações mais associadas à CNV.

Cabe salientar que a razão de compressão obtida se deve apenas à redução de redundância dos dados, não sendo objeto deste estudo a aplicação de métodos de redução de redundância de código, o que, potencialmente, reduziria ainda mais a razão de compressão. Ademais, considerando-se a morfologia das 5 PCs de maior variância, um estudo que envolvesse tão somente a identificação da CNV poderia restringir ainda mais o número de PCs utilizadas, acarretando compressão ainda maior.

Embora o presente trabalho estude a aplicação da PCA com fins de compressão de grandes conjuntos de dados a potenciais pré-motores do tipo CNV, a abordagem aqui proposta pode, potencialmente, ser aplicada a outros tipos de potenciais evocados ou relacionados a eventos.

Agradecimentos

Ao CNPq, CAPES e FAPERJ pelo suporte financeiro.

Referências

- [1] Stecklow MV, Infantosi AFC, Cagy M. EEG changes during sequences of visual and kinesthetic motor imagery. *Arquivos de Neuro-Psiquiatria*. 2010; 68(4):556–61.
- [2] Walter WG. Slow potential waves in the human brain associated with expectancy, attention and decision. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*. 1964; 206(3):309–22.
- [3] Hamano T, Lüders HO, Ikeda A, Collura TF, Comair YG, Shibasaki H. The cortical generators of the contingent negative variation in humans: A study with subdural electrodes. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology - Evoked Potentials*. 1997; 104(3):257–68.
- [4] Stecklow MV, Cagy M, Infantosi AFC. Variação Negativa Contingente em atletas de voleibol durante Imagética Motora Cinestésica. 2012. p. 1864 – 1868.
- [5] Souza AP, Felix LB, Tierra-Criollo CJ. Evaluation of the movement imagination training using the principal component analysis and magnitude-squared coherence as extractors of features. In: *ISSNIP Biosignals and Biorobotics Conference, BRC*. 2013.
- [6] Shi L-C, Duan R-N, Lu B-L. A robust principal component analysis algorithm for EEG-based vigilance estimation. In: *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. 2013. p. 6623–6.
- [7] Verleger R, Paulick C, Möcks J, Smith JL, Keller K. Parafac and go/no-go: Disentangling CNV return from the P3 complex by trilinear component analysis. *International Journal of Psychophysiology*. 2013; 87(3):289–300.
- [8] Molenaar PCM, Wang Z, Newell KM. Compressing movement information via principal components analysis (PCA): Contrasting outcomes from the time and frequency domains. *Human Movement Science*. 2013; 32(6):1495–511.
- [9] Kawaguchi H, Kume T, Kobayashi T. A background EEG removal method combining PCA with multivariate empirical mode decomposition for event-related potential measurements. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*. 2013; 8(SUPL.1):S53–S60.
- [10] Sanei S, Chambers JA. *EEG Signal Processing*. John Wiley & Sons. 2008. 314 p.
- [11] Araujo R, Fedicszo I. Impactos do mp3 na música: reprodutibilidade, compartilhamento e regressão. *Aurora Revista de Arte, Mídia e Política* ISSN 1982-6672 [Internet]. 2011 [cited 2014 Jun 24]; (12). Available from: <http://revistas.pucsp.br/index.php/aurora/article/download/7418/5401>
- [12] Stecklow MV, Infantosi AFC, Cagy M. Changes in the electroencephalogram alpha band during visual and kinesthetic motor imagery. *Arquivos de Neuro-Psiquiatria*. 2007; 65(4A):1084–8.
- [13] Cui RQ, Egkher A, Huter D, Lang W, Lindinger G, Deecke L. High resolution spatiotemporal analysis of the contingent negative variation in simple or complex motor tasks and a non-motor task. *Clinical Neurophysiology*. 2000; 111(10):1847–59.