



ESTUDO DA CONECTIVIDADE FUNCIONAL CEREBRAL EM SINAIS DE EEG DURANTE INTERAÇÃO HUMANO ROBÔ

Alexsandro de Souza Teixeira da Silva

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Biomédica.

Orientador (es): Carlos Julio Tierra-Criollo

Antonio Mauricio Ferreira Leite
Miranda de Sá

Rio de Janeiro
Setembro de 2016

ESTUDO DA CONECTIVIDADE FUNCIONAL CEREBRAL EM SINAIS DE
EEG DURANTE INTERAÇÃO HUMANO ROBÔ

Alexsandro de Souza Teixeira da Silva

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE)
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

Prof. Carlos Julio Tierra-Criollo, D.Sc.

Dr. Flávio Fonseca Nobre, Ph.D.

Dr. Juliana Guimarães Martins Soares, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

SETEMBRO DE 2016

Silva, Alessandro de Souza Teixeira da

Estudo da conectividade funcional cerebral em sinais de EEG durante interação humano robô / Alessandro de Souza Teixeira da Silva. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

XII, 45 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Carlos Julio Tierra-Criollo

Antonio Mauricio Ferreira Leite
Miranda de Sá

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Biomédica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 40-45.

1. Interação Homem Robô. 2. Conectividade Cerebral.
3. Análise do discriminante linear. I. Tierra-Criollo, Carlos Julio *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha filha, Grazielle, por a cada dia, me mostrar que vale a pena lutar por uma vida melhor para nós dois. Amo muito você.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a DEUS que me guiou em todos os caminhos tortuosos que me trouxeram a este momento único e tão desejado por muitos anos. Agradeço à minha família, primeiramente à minha mãe, Glória, e ao meu pai, Ademir, que me deram suporte e força em todos os altos e baixos durante esta trajetória árdua e gratificante. Em segundo lugar, aos meus irmãos Anderson e André e minhas cunhadas Nara e Fernanda pela compreensão das ausências. Da mesma forma, à minha cunhada Mariana Ferreira e a seu companheiro Renato Crouzeillles pela inspiração que sempre me forneceram pelos seus exemplos de dedicação ao trabalho. Agradeço também a Ermira e Fernando e Josyérica por me incentivarem e cuidarem sempre que foi preciso da minha filha. Aos meus amigos companheiros do programa Rafael Moreira, Gabriela Uribe, Raoni Saddi, Gabriel Zeitune e Thiago pois estivemos juntos no início desse grande desafio. Aos amigos da graduação em engenharia elétrica Raoni, Bruno, Diego, Paulo, e Paulo Henrique pelas ajudas nos dias em que não podia ir à aula para estudar ou trabalhar neste texto. Aos amigos do antigo trabalho na UCP pois me auxiliavam muito nos dias em que eu me atrasava no trabalho para assistir às aulas. Aos professores do PEB pelos conhecimentos adquiridos, e principalmente aos meus orientadores Carlos Julio e Antonio Maurício pela compreensão em relação aos meus problemas. Finalmente à quem foi a razão pela qual eu comecei e terminei essa jornada tão difícil, minha filha Grazielle razão pela qual eu levanto cada dia e penso que hoje vai ser melhor do que ontem e que apesar de tudo estive sempre ao meu lado nos momentos bons e ruins. A CAPES e CNPq pelo auxílio financeiro.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ESTUDO DA CONECTIVIDADE FUNCIONAL CEREBRAL EM SINAIS DE
EEG DURANTE INTERAÇÃO HUMANO ROBÔ

Alexsandro de Souza Teixeira da Silva

Setembro/2016

Orientadores: Carlos Julio Tierra-Criollo

Antonio Mauricio Ferreira Leite de Sá Miranda

Programa: Engenharia Biomédica

A interface cérebro-máquina motora (ICM-m) não invasiva com base em sinais de eletroencefalografia (EEG) tem sido objeto de diversos estudos nos últimos anos. A ICM-m geralmente detecta a intenção de executar movimentos de diferentes membros com base na energia e coerência de ritmos cerebrais. Um dos grandes desafios atuais é identificar diferentes movimentos imaginados ou executados em um mesmo segmento corporal. A conectividade cerebral mostra a interação entre estruturas cerebrais, sendo capaz de extrair características de fluxo de informação, que podem distinguir diversas tarefas motoras e não motoras. A coerência parcial direcionada (PDC) destaca-se como técnica para quantificar a conectividade cerebral, pois consegue avaliar sistemas multicanais tais como os sinais de EEG. O presente trabalho tem por objetivo investigar a PDC como característica para classificar a imaginação de movimentos de flexão e extensão do cotovelo. Sinais de EEG de 12 voluntários destros saudáveis (25 ± 3 anos) foram coletados. Inicialmente, foram determinadas as derivações com diferença significativa da PDC do ritmo alfa entre a flexão e extensão. Então, as PDCs destas derivações foram utilizadas como característica para a classificação dos movimentos utilizando o discriminante linear de Fisher (LDA). Os resultados mostraram diferença significativa ($p < 0,05$) da PDC, entre imaginação da flexão e extensão, nos fluxos de informação $C3 \rightarrow Cz$, $C3 \rightarrow Fz$, $Cz \rightarrow F3$, $Cz \rightarrow Fz$ e $Fz \rightarrow Cz$. Assim estas foram selecionadas para a etapa de classificação com o LDA. A classificação obteve uma acurácia de 75%. Estes achados indicam a PDC como uma ferramenta promissora para melhorar a tecnologia de ICM-m não invasiva, permitindo ao usuário maior liberdade em seu uso.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

STUDY OF THE BRAIN FUNCTIONAL CONNECTIVITY IN eeg SIGNALS
DURING HUMAM AND ROBOT INTERACTION

Alexsandro de Souza Teixeira da Silva

September/2016

Advisors: Carlos Julio Tierra-Criollo

Antônio Maurício Ferreira Leite de Sá Miranda

Department: Biomedical Engineering

The non-invasive motor brain machine interfaces (ICM-m) based on electroencephalographic signals (EEG) task has been object of many studies in the last few years. The ICM-m usually detects the intention to execute movements with different body segments using energy and coherence of brain rhythms. A great challenge, nowadays, is to detect different movements imagined or executed by the same body segment. The brain connectivity shows the interaction between brain structures, being capable to extract features of information flow, which could distinguish many motor and non-motor tasks. The partial directed coherence (PDC) plays an important role as a technique to quantify brain connectivity, since it can evaluate multichannel systems as EEG signals. The present study has the objective to investigate the PDC as features extractor to classify the movements of elbow flexion and elbow extension. Twelve right handed EEG healthy volunteers signal (25 ± 3 y.) were recorded using the 10-20 international system. Initially, we determined the channels with significant difference in the alpha rhythm on PDC between flexion and extension. Then, PDC of those channels was used as characteristic to the movement's classification by using the Fisher's linear discriminate analysis (LDA). The results have shown significant difference ($p < 0,05$) on PDC values, between imagined flexion and extension, at the central regions (Cz, Fz), and contralateral region (C3), more specifically on the information flows $C3 \rightarrow Cz$, $C3 \rightarrow Fz$, $Cz \rightarrow F3$, $Cz \rightarrow Fz$ e $Fz \rightarrow Cz$. These PDC values were selected for the classification using the LDA. It was obtained accuracy of 75%. This finding indicates the PDC as a promising tool to improve the non-invasive ICM-m, providing the user a greater degree of freedom.

Sumário

| | |
|---|----|
| Lista de Figuras | ix |
| Lista de Tabelas | xi |
| Capítulo 1 – Introdução | 1 |
| 1.1 – Objetivos..... | 3 |
| 1.2 – Estrutura da dissertação | 3 |
| Capítulo 2 – Revisão da Literatura | 4 |
| 2.1 – Conectividade Cerebral | 4 |
| 2.1.1 – Cálculo da conectividade funcional..... | 5 |
| 2.1.2– Conectividade durante execução de tarefas..... | 7 |
| 2.2 – Eletroencefalografia (EEG) | 11 |
| 2.2.1 – Conectividade funcional utilizando o EEG | 12 |
| 2.3 – Imagética Motora..... | 14 |
| 2.3.1 – Modalidades de Imagética Motora | 16 |
| 2.4 – Classificadores..... | 17 |
| 2.4.1 – Análise de discriminante linear | 18 |
| Capítulo 3 – Materiais e Métodos | 20 |
| 3.1 – Participantes do estudo | 20 |
| 3.2 – Protocolo Experimental | 20 |
| 3.2.1 – Montagem do Experimento | 20 |
| 3.2.2 – Tarefa Experimental | 21 |
| 3.2.3 – Registro de Sinais de EEG | 22 |
| 3.2.3 – Análise dos dados coletados | 22 |
| Capítulo 4 – Resultados..... | 24 |
| 4.1 – Caracterização de fluxo de informação a partir dos sinais de EEG..... | 24 |
| 4.2 – Classificação das tarefas a partir das derivações selecionadas..... | 33 |
| Capítulo 5 – Discussão e Conclusões | 36 |
| Referências Bibliográficas..... | 40 |

Lista de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Modelo genérico de PDC em um sistema com 4 eletrodos onde são avaliadas 40 frequências de um sinal..... | 08 |
| Figura 2 - Modelo de conectividade cerebral adaptado de (POOL et al., 2013; ROSSO et al., 2013) – a) indivíduos normais em repouso; b) indivíduos normais durante prática de IM ou execução de movimento; c) indivíduos pós-AVE durante a prática de IM ou movimento efetivo. Setas vermelhas indicam falta de conectividade e a espessura da seta indica o grau de conectividade entre as regiões..... | 10 |
| Figura 3 - Sistema internacional 10/20, 21 eletrodos sendo 19 no escalpo e 2 referencias. A esquerda vista superior do posicionamento dos eletrodos, ao centro vista anterior e a direita vista lateral..... | 12 |
| Figura 4 – Representação do córtex, divisão pelas áreas de Brodmann – M1 – córtex motor primário; SMA – Área motora suplementar; PF – córtex pré-frontal; PM – córtex pré-motor..... | 13 |
| Figura 5 - Imagética motora, estática (à esquerda), Dinâmica (à direita) | 15 |
| Figura 6 - Modalidade de imagética motora, A - perspectiva de 1ª pessoas, B - Perspectiva de 3ª pessoa..... | 17 |
| Figura 7 – Esquema de montagem do setup experimental, cadeira posicionada a 120 cm do braço robótico o que corresponde ao dobro do comprimento do braço que está preso a prede por um suporte tipo trilho..... | 21 |
| Figura 8 – Trecho: Descrição das etapas a serem realizadas durante as coletas do sinal de EEG, inicia com o braço estendido com tempo de repouso entre 8 e 12 segundos, realiza a flexão do braço no tempo de 2,5 segundo. Outro repouso de 8 a 12 segundos. Realiza a extensão..... | 23 |
| Figura 9 - Fluxograma de análise estatística dos valores de processamento adquiridos por meio da PDC..... | 24 |
| Figura 10 - Fluxo de informação a partir da derivação C4 na banda alfa para tarefa de IM de extensão de cotovelo voluntário #4..... | 26 |
| Figura 11 - Fluxo de informação a partir da derivação C4 na banda alfa para tarefa de IM de flexão de cotovelo voluntário #4..... | 27 |
| Figura 12 – Padrão de fluxo de informação na banda alfa para tarefa IM de extensão de cotovelo voluntário #3..... | 28 |

| | |
|---|----|
| Figura 13 – Padrão de fluxo de informação na banda alfa para tarefa IM de flexão de cotovelo voluntário #3..... | 29 |
| Figura 14 – Fluxo de informação a partir da derivação C4 para a tarefa de extensão de cotovelo..... | 30 |
| Figura 15 – Fluxo de informação a partir da derivação C4 para tarefa de flexão de cotovelo..... | 31 |
| Figura 16 - Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação C3..... | 32 |
| Figura 17 – Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação C3..... | 32 |
| Figura 18 – Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação Cz..... | 33 |
| Figura 19 – Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de flexão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação Cz..... | 33 |

Lista de Tabelas

| | |
|--|----|
| Tabela 1 - Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo voluntário #4 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação). | 25 |
| Tabela 2 – Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo voluntário #4 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação). | 26 |
| Tabela 3 - Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo voluntário #3 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação) | 27 |
| Tabela 4 – Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo voluntário #3 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação) | 28 |
| Tabela 5 - Valores médios de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação) | 29 |
| Tabela 6 - Valores médios de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação) | 30 |
| Tabela 7 – Valores p obtidos a partir da comparação dos valores de fluxo de informação entre as tarefas de flexão e extensão de cotovelo (marcados em cinza aqueles que apresentaram diferença estatística) | 34 |
| Tabela 8 – Expectativa de acertos estimada pelo classificador com as combinações de fluxo de informação dadas, cada fluxo de informação é uma coordenada de um ponto no conjunto dos Reais, e a LDA encontra o eixo que melhor divide estes pontos de acordo com suas classes para então poder classifica-lo..... | 35 |
| Tabela 9 – Classificações com teste de validação cruzada com uso do classificador criado a partir da combinação dos fluxos de informação C3->Cz, C3->Fz e Fz->Cz , cada coluna representa o treinamento do classificador com N-1 voluntários sendo o voluntario retirado do mesmo índice da coluna, a linha com texto flexão representa aqueles que deveriam receber índice 1 na classificação e a com texto extensão aqueles que deveriam receber índice 0, marcados em vermelho aqueles em que o classificador errou..... | 36 |

| | |
|---|----|
| Tabela 10 – Tabela de contingência do teste de validação cruzada, marcados em verde os valores verdadeiros positivos..... | 36 |
| Tabela 11 – Resultado da classificação com classificador criado a partir da combinação dos fluxos de informação C3->Cz, C3->Fz e Fz->Cz , treinado características extraídas de 15 trechos de EEG de todos os voluntários escolhidos de forma aleatória. A classificação foi realizada em características extraídas dos 10 trechos restantes de cada voluntário..... | 36 |

Capítulo 1 – Introdução

Interfaces cérebro máquina são sistemas capazes de captar sinais eletrofisiológicos, processar estes sinais, extraíndo características, classificar estas características e comandar um manipulador que irá executar uma determinada tarefa de acordo com a intenção de seu usuário (COLLINGER *et al.*, 2013; WOLPAW *et al.*, 2002).

No desenvolvimento de interfaces cérebro-máquina motoras (ICM-m) é necessário o amplo conhecimento das regiões corticais envolvidas na execução de uma determinada tarefa, bem como o comportamento dos sinais provindos desta estrutura que poderão ser utilizados para controlar diversos dispositivos, como sistemas robóticos. Estes sistemas possuem inúmeras aplicações, podendo auxiliar e acelerar o processo de reabilitação de indivíduos que sofreram traumas ortopédicos ou neurológicos, ou, até mesmo, agir em substituição do segmento afetado pelo processo patológico (COLLINGER *et al.*, 2013; FARMER *et al.*, 2014; PICHIORRI *et al.*, 2015; TEO; CHEW, 2014).

Para a utilização da ICM-m com mais graus de liberdade, esta deve ser capaz de identificar e executar movimentos diferentes em um mesmo segmento corporal, permitindo assim a seleção pelo usuário da tarefa a ser executada (TEO; CHEW, 2014).

Diversos autores têm, nos últimos anos, dedicado grande atenção ao mapeamento dos sinais cerebrais, obtidos principalmente por eletroencefalograma (EEG) e ressonância magnética funcional (fMRI), para a obtenção de padrões que permitam modelar computacionalmente o controle cerebral sobre as estruturas corporais, no caso, motoras (FRISTON, 2011; UBEDA *et al.*, 2012).

Neste sentido, um método bastante aplicado é a utilização de imagética motora (IM) para simulação dos movimentos de uma tarefa específica. Isto se explica pelo fato de a imaginação do movimento levar a uma representação tópica cortical similar à própria execução do movimento (LANA *et al.*, 2013; PAZ *et al.*, 2012; STECKLOW *et al.*, 2007). Ademais, as ICM-m que utilizam apenas sinais cerebrais são aplicadas a indivíduos que, devido a processos patológicos, são incapazes de realizar determinados movimentos ou até mesmo perderam o segmento em questão. Assim a ICM-m deve identificar o padrão cerebral e realizar tal tarefa em substituição ao segmento afetado (UBEDA *et al.*, 2012).

A análise de sincronismo/dessincronismo relacionados a eventos (ERS/ERD – do inglês, *event-related synchronization/ desynchronization*, que correspondem a um aumento/redução da energia do sinais de EEG ao longo de um período de tempo em comparação com um período anterior ao evento motor - foram utilizadas para identificar a intenção de realizar uma determinada tarefa motora, permitindo o desenvolvimento de sistemas que utilizam os sinais cerebrais como um tipo de chave liga/desliga (LANA *et al.*, 2015; PFURTSCHELLER; LOPES DA SILVA, 1999; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009). LANA *et al.* (2015) não conseguiram distinguir, por meio destes parâmetros, o movimento de flexão de cotovelo do movimento de extensão de cotovelo.

Alternativamente, tem sido proposto na literatura o mapeamento do controle motor por meio da conectividade entre as regiões cerebrais (SILVA *et al.*, 2014, 2015). Este parâmetro reflete a interação entre as regiões durante a execução de tarefas cognitivas e motoras. Para sua obtenção, são usadas muitas técnicas matemáticas, dentre as quais, estão a função de transferência direcionada (DTF) e a coerência parcial direcionada (PDC). Ambas têm se mostrado bastante eficientes para o mapeamento cerebral com uso de sinais de eletroencefalografia (EEG). Diferentemente da coerência simples, a DTF e PDC não apenas estimam a influência de uma região cerebral sobre outra, mas também a quantidade de energia transferida e a direção do fluxo de informação entre as regiões. Assim, permitem inferir sobre causalidade baseada na decomposição de interações entre aspectos de “*feedforward*” e “*feedback*” (BACCALÁ; SAMESHIMA, 2001; LI *et al.*, 2013).

Os dados obtidos pelas medidas de conectividade podem então ser utilizados como um modelo, podendo este ser apresentado a um classificador que irá identificar qual movimento deve ser executado por um atuador na ICM-m. Na literatura, existem diversos classificadores dentre os quais estão as redes neurais artificiais e os métodos de mudança de dimensão como por exemplo análise de discriminante linear (LDA), que tem se demonstrado com alto desempenho para aplicações em ICM (KIM, 2010; YONG; MENON, 2015).

Estes estudos são importantes dada a grande procura por melhores formas de interação entre as ICM-m e seus usuários. As variações ERD e ERS das bandas alfa e beta do sinal de EEG podem ser utilizadas como uma chave para ativar um sistema de interface cérebro-máquina, mas talvez estes sinais não possam ser utilizados em sistemas mais complexos que identifiquem e realizem o movimento desejado pelo indivíduo da forma que este pretendia executar. As medidas de fluxo de informação aparecem como

recurso promissor para controle de ICM-m, mas em sistemas não invasivos, como por exemplo o EEG, ainda são pouco utilizadas para análise de características motoras durante execução de uma tarefa.

1.1 – Objetivos

Este trabalho tem como objetivo avaliar a conectividade cerebral por meio do estudo dos sinais de eletroencefalografia (EEG) em sujeitos normais, sem patologias neurológicas, para movimentos do cotovelo (flexão e extensão). Pretende-se identificar padrões de conectividade cerebral e, com o uso da técnica de LDA, distinguir estes padrões em tarefas de imaginação motora (IM) para que futuramente seja possível utilizar estas técnicas em sistemas *on-line* de ICM-m.

1.2 – Estrutura da dissertação

O capítulo 2 traz a revisão de literatura dos temas abordados neste trabalho. Inicia explicando a conectividade cerebral, suas definições e sua utilização. Em seguida, relata um método matemático utilizado para a aquisição dos padrões de conectividade cerebral, extração de características do sinal de EEG, por meio do uso da técnica de coerência parcial direcionada (PDC). Ainda no capítulo 2 é realizada uma breve revisão do EEG, suas bandas de frequência, e dos métodos de aquisição do mesmo.

Seguidamente é realizado um estudo da imagética motora e dos achados que fomenta sua utilização em sistemas de interface cérebro máquina motora ICM-m. Ao final do capítulo é realizada a revisão de literatura do classificador utilizado para identificar as tarefas a partir das características extraídas pela PDC do sinal de EEG.

O capítulo 3 apresenta a metodologia empregada para a realização do trabalho, explicando o passo a passo utilizado desde a seleção dos voluntários, as tarefas a serem realizadas, a aquisição dos sinais de EEG, seu pré-processamento e processamento, a identificação das tarefas a partir do sinal processado.

No capítulo 4 são mostrados os resultados obtidos a partir do experimento relatado no capítulo anterior. No capítulo 5 é feita uma discussão com a literatura dos achados do capítulo 4 e as conclusões acerca dos resultados.

Capítulo 2 – Revisão da Literatura

2.1 – Conectividade Cerebral

A conectividade cerebral é definida como a interação entre as estruturas cerebrais e como estas influenciam ou são influenciadas uma pelas outras durante tarefas motoras, sensoriais ou cognitivas, sendo dividida em conectividade funcional (CF) e conectividade efetiva (CE) (ROSSO *et al.*, 2013).

A CF ocorre quando duas regiões, que podem possuir ou não conexão anatômica, interagem para a execução de uma tarefa, ou seja, ambas participam desta tarefa e, em geral, uma região transfere informação a segunda região para que a tarefa seja realizada (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013). A CE é a influência direta, estrutural, de uma região cerebral sobre outra, sendo observada quando duas regiões possuem alguma interação estrutural ou anatômica. Durante a execução de uma tarefa uma região aumenta sua atividade em decorrência do aumento da atividade de uma outra, normalmente este aumento de atividade é visto pelo aumento do fluxo sanguíneo destas regiões cerebrais (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013; FRISTON, 2011).

Existe grande interesse na compreensão do funcionamento cerebral e como as áreas corticais interagem durante tarefas cognitivas, motoras e somatosensitivas, sejam estas interações diretas ou indiretas (FRISTON, 2011). Os meios mais utilizados para a mensuração destes parâmetros são: a ressonância magnética funcional (fMRI) (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013; ROSSO *et al.*, 2013), eletrocorticograma (ECoG), eletroencefalograma (EEG) (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013; PAZ *et al.*, 2012) e magnetoencefalograma (MEG) (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013).

O estudo da conectividade cerebral ocorre em ambos os casos, voluntários saudáveis, ou seja, que nunca tiveram qualquer distúrbio neurológico ou em indivíduos que passaram por algum evento patológico no sistema nervoso central. No primeiro caso a ideia é conseguir mapear o funcionamento normal do cérebro durante a execução de determinada tarefa, já o segundo caso, indivíduos com patologia neurológica, a ideia é encontrar as alterações que o episódio patológico causou àquele indivíduo, ou seja, mapear quais conexões foram perdidas encontrando a justificativa para as sequelas deixadas pela patologia (HAMED I *et al.*, 2016).

A avaliação da conectividade cerebral após algum episódio patológico é citado por alguns autores como uma forma não apenas de avaliar as possíveis sequelas causadas

por tal episódio, mas como um meio de auxiliar no tratamento do indivíduo bem como controlar sua evolução clínica (CARTER *et al.*, 2010).

Apesar do grande potencial da conectividade cerebral quando esta técnica é aplicada ao sinal de EEG volume de condução (VC) se torna um em sua análise. Este fenômeno ocorre devido as estruturas condutoras entre o cérebro e os eletrodos serem uma espécie de filtro espacial, sobrepondo atividades elétricas cerebrais de diversas regiões em um mesmo sinal que será captado em um eletrodo (HAMEDÍ *et al.*, 2016). Porém, algumas técnicas aplicadas aos sinais de EEG conseguem minimizar o efeito do VC diminuindo o erro na análise da conectividade cerebral em sinais de EEG, como exemplo, podem ser citadas as técnicas que utilizam modelos auto regressivos (AR) e auto regressivos multivariados (MVAR), tais como a coerência parcial direcionada (PDC) e a função de transferência direcionada (DTF). Estas técnicas possuem robustez suficiente para desconsiderar o ruído de fundo do EEG e o VC (BACCALÁ; SAMESHIMA, 2001; HAMEDÍ *et al.*, 2016).

2.1.1 – Cálculo da conectividade funcional

O estudo da conectividade cerebral é realizado geralmente pela análise de coerência entre os sinais de EEG, que pode ser interpretada como a análise de correlação do EEG aplicada ao domínio da frequência. Assim, a coerência mede o grau de dependência linear entre os dois sinais em uma dada frequência, podendo refletir a cooperação entre as regiões cerebrais em que estes sinais foram captados durante a execução de uma tarefa (BABILONI *et al.*, 2011; KORZENIEWSKA *et al.*, 2003; LI *et al.*, 2013; MIRANDA DE SÁ *et al.*, 1994). No caso em que há captação por múltiplos canais, outros métodos podem ser utilizados, como, por exemplo, análise por coerência parcial ou múltipla, dado que estas são mais específicas que a coerência simples. Pode-se tomar como exemplo um sistema com três canais (A, B e C), se a atividade do canal C se espalha para os canais A e B, a coerência simples entre A e B poderá ser elevada, a despeito de não existir relação de causalidade entre os sinais desses dois canais. Por outro lado, a coerência parcial entre A e B removendo a contribuição de C será reduzida. (GERSCH; GODDARD, 1970). Porém, segundo Li *et al.* (2013), analisar a conectividade através dos métodos de coerência não fornece alguns parâmetros sobre o fluxo de informação. Além disso, conforme apontado por ALBO *et al.* (2004), o fato da coerência parcial entre dois sinais removendo-se um terceiro ser muito menor do que a coerência simples entre os mesmos não implica, necessariamente, relação de causalidade conduzida

pelo terceiro sinal. Portanto, a coerência parcial não seria uma ferramenta adequada no estudo da causalidade e, por consequência, da conectividade cerebral.

Para suprir esta necessidade, são utilizadas, atualmente, as medidas de coerência parcial direcionada (PDC) e função de transferência dirigida (DTF), que são extensões do modelo de causalidade de Granger. Este modelo foi proposto por Granger (GRANGER, 1969) para duas variáveis estacionárias, $X(t)$ e $Y(t)$. Se na tentativa de se prever $X(t)$, a presença de $Y(t)$ aumenta a chance da correta previsão de $X(t)$, então pode ser dito que $Y(t)$ está causando $X(t)$.

A PDC pode determinar a influência, dentro de uma aquisição multicanal, de um eletrodo sobre o outro, esta medida irá expressar o quanto o sinal de uma região (i) é influenciado pelo sinal de outra região (j), assim demonstra se i é destino de fluxo de informação de j . A DTF ao contrário, expressa o quanto o sinal da região j influencia a rede multicanal, expressando então a origem da informação sobre outras regiões i (LI *et al.*, 2013).

Ambas as técnicas são capazes de estimar o fluxo de informação em uma análise de sinais multicanais, tais como os sinais de EEG, porém alguns autores demonstram que a PDC possui melhores resultados quando comparada à DTF (GÜRKAN *et al.*, 2014; OMIDVARNIA *et al.*, 2011).

Como descrito por Baccalá e Samashina (2001) a medida de PDC retorna valores entre 0 e 1, onde zero representa ausência de conectividade na frequência que está sendo analisada e 1 expressa total conectividade nesta frequência entre os eletrodos, mais especificamente que dentre todos os eletrodos analisados A recebe influencia total de B (LI *et al.*, 2013).

Para o cálculo da PDC é utilizado um modelo autoregressivo multivariado (MVAR) ajustado ao EEG, este modelo pode ser expresso conforme a equação (eq.) 1.

$$\mathbf{X}[k] = \sum_{\tau=1}^p \mathbf{A}[\tau]\mathbf{X}[k - \tau] + \mathbf{N}[k] \quad (1)$$

Onde $\mathbf{X}[k]$ representa uma matriz de n sinais de EEG por k amostras temporais, isto é, $\mathbf{X}[k] = (x_1[k], x_2[k], \dots, x_n[k])$, $\mathbf{N}[k]$ são os valores do ruído branco, denominados por Li *et al.* (2013) de erro de predição. $\mathbf{A}[\tau]$ é uma matriz quadrada que expressa os coeficientes do modelo MVAR em que $\mathbf{A}[0] = -\mathbf{I}$ e p é a ordem do modelo que poderá ser estimada pelo critério de informação de Akaike (AIC) (BACCALÁ; SAMESHIMA, 2001).

Pode-se expressar eq. 1 em termos de $N[k]$ levando a:

$$\mathbf{N}[k] = \sum_{i=1}^p \hat{\mathbf{A}}[\tau] \mathbf{X}[k - \tau] \quad (2)$$

$$\hat{\mathbf{A}}[\tau] = \begin{cases} -I, \tau = 0 \\ \mathbf{A}[\tau], \tau > 0 \end{cases} \quad (3)$$

A transformada de Fourier da eq 2 é dada pela eq 4.

$$\mathbf{N}(f) = \mathbf{A}(f) \mathbf{X}(f) \quad (4)$$

Em que $\mathbf{A}(f) = \sum_{i=0}^p \hat{\mathbf{A}}[\tau] e^{-j2\pi f \tau}$.

Assim pode-se obter a função de transferência do sistema que será expressa conforme a eq 5.

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{N}(f)^{-1} \mathbf{A}(f) \quad (5)$$

Pode-se então deduzir, pelo fato do ruído ser branco e ter a mesma potência em todas as frequências (BACCALÁ; SAMESHIMA, 2001), a PDC pode ser expressa como:

$$\gamma_{ij}(f) = \frac{a_{ji}(f)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N |a_{jk}(f)|^2}} \quad (6)$$

Assim conclui-se que a PDC pode ser interpretada como o quanto um sinal X_j transfere informação para um sinal Y_i . Ao se somarem os valores de PDC de todos os canais analisados conforme a eq. 7, tem-se o valor máximo de 1, sendo este o maior valor que deve ser esperado para a PDC. (BACCALÁ; SAMESHIMA, 2001; LI *et al.*, 2013).

$$\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}(f) = 1 \quad (7)$$

Os valores de PDC são expressos em uma função de transferência, onde cada banda de frequência possui um valor entre 0 e 1, que irá expressar para cada par de eletrodo, o quanto estes estão em comunicação durante uma dada tarefa, a figura 1 mostra um modelo genérico do calcula da PDC para um sistema com 4 eletrodos. A diagonal da figura 1 representa a potência de sinal de EEG em cada um dos canais. Pode-se observa

que o maior fluxo de informação é do eletrodo 3 para o eletrodo 2 e do eletrodo 4 para o eletrodo 1.

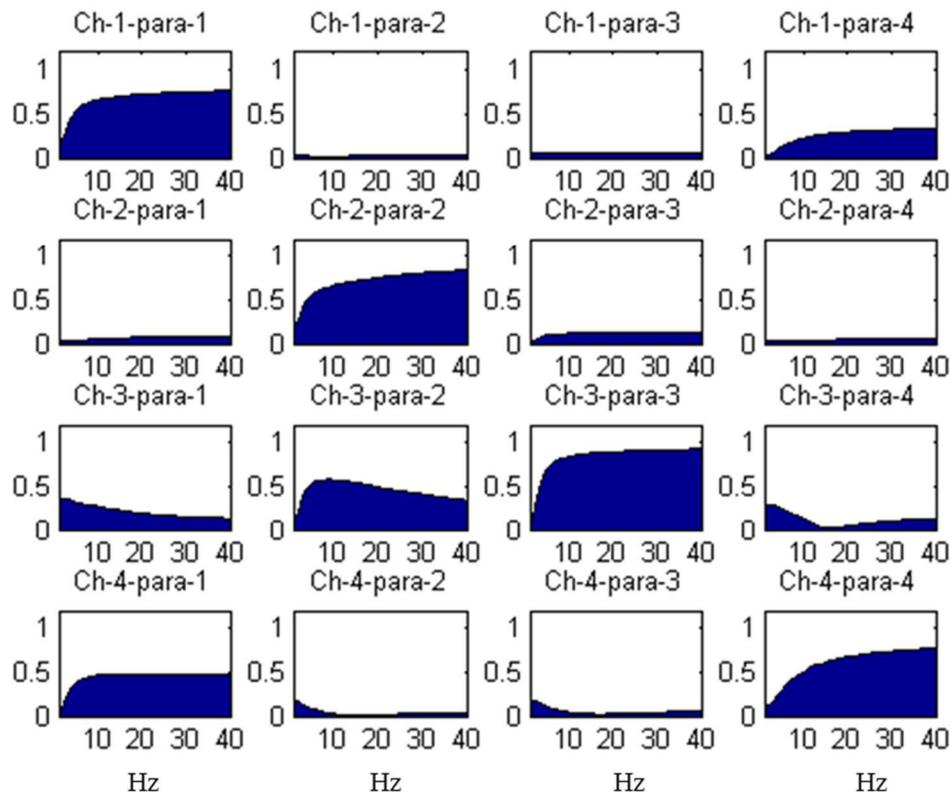


Figura 2 – Modelo genérico de PDC em um sistema com 4 eletrodos onde são avaliadas 40 frequências de um sinal.

2.1.2– Conectividade durante execução de tarefas

Para a execução de tarefas motoras é necessário um estímulo cortical para os grupos musculares responsáveis pela movimentação do segmento envolvido, porém, a área motora primária (M1) não é a única responsável por este estímulo, sendo esta área influenciada por outras regiões para que o movimento aconteça (POOL *et al.*, 2013; SHARMA *et al.*, 2009).

Diversos trabalhos têm sido publicados com modelos de mapeamento do fluxo de informação durante a execução de movimentos corporais. POOL *et al.* (2013) com base na fMRI de sujeitos normais, e pela análise da conectividade efetiva (CE), baseada no grau de dependência de sangue oxigenado (BOLD), puderam comprovar aumento da interação entre a área motora suplementar (SMA), região pré-motora ventral (PMv) do lado contra lateral à região que executava a tarefa, putâmen (PT) e cerebelo (CB) do lado ipsilateral (POOL *et al.*, 2013).

Os achados citados anteriormente corroboram com aqueles vistos em estudos de conexões anatômicas entre áreas corticais ou áreas corticais e subcorticais. MIDDLETON e STRICK (2000) determinaram que o M1, a SMA e PMv têm conexões anatômicas com o cerebelo. BOUSSAUD *et al.* (2005) demonstram que apenas a área PMv tem influência sobre o M1 e que as outras regiões da região pré motora tais como pré motor dorsal (PMd) não possuem tal conexão.

Em pessoas que sofreram acidente vascular encefálico (AVE), ROSSO *et al.* (2013) observaram que existem alterações destas interações e que o grau de perda está relacionado com o grau de incapacidade gerada pelo processo patológico sofrido pelo indivíduo. Foi visto ainda que as interações perdidas, em sua grande maioria, são recuperadas após processo de reabilitação, menos aquelas que estão relacionadas as áreas subcorticais, no caso o CB, tendo refletido isto no resultado da recuperação funcional do sujeito. Aqueles que tinham incapacidade severa e que inicialmente tinham conectividade córtico-cerebelar abolida tiveram baixa recuperação (não houve recuperação desta conectividade) (ROSSO *et al.*, 2013).

SHARMA *et al.* (2009) usaram um modelo que supõe influência da região pré-frontal (PFC) com SMA e PM (pré-motora). Neste estudo, foi observada diferença estatística entre a conectividade efetiva nas regiões PFC, SMA e PM. Quando compararam o grupo controle com pacientes portadores de AVE, observaram aumento deste parâmetro durante a prática de IM no grupo de pacientes quando estes são solicitados a realizar tarefas com o lado contralateral à lesão cerebral. Estes autores observaram diminuição da conectividade entre as regiões PM e M1, SMA e PM nos indivíduos que sofreram o AVE (SHARMA *et al.*, 2009).

Com base na literatura estudada, pode ser proposto um modelo de CE entre as regiões cerebrais quando os indivíduos normais estão em repouso, Figura 2a, durante a prática de IM ou a execução, Figura 2b. Também foi proposto este modelo em indivíduos portadores de AVE na prática de IM e movimento efetivo, Figura 2c, observando que existe bastante diferença entre os grupos (BOUSSAUD *et al.*, 2005; MIDDLETON; STRICK, 2000; POOL *et al.*, 2013; SHARMA *et al.*, 2009).

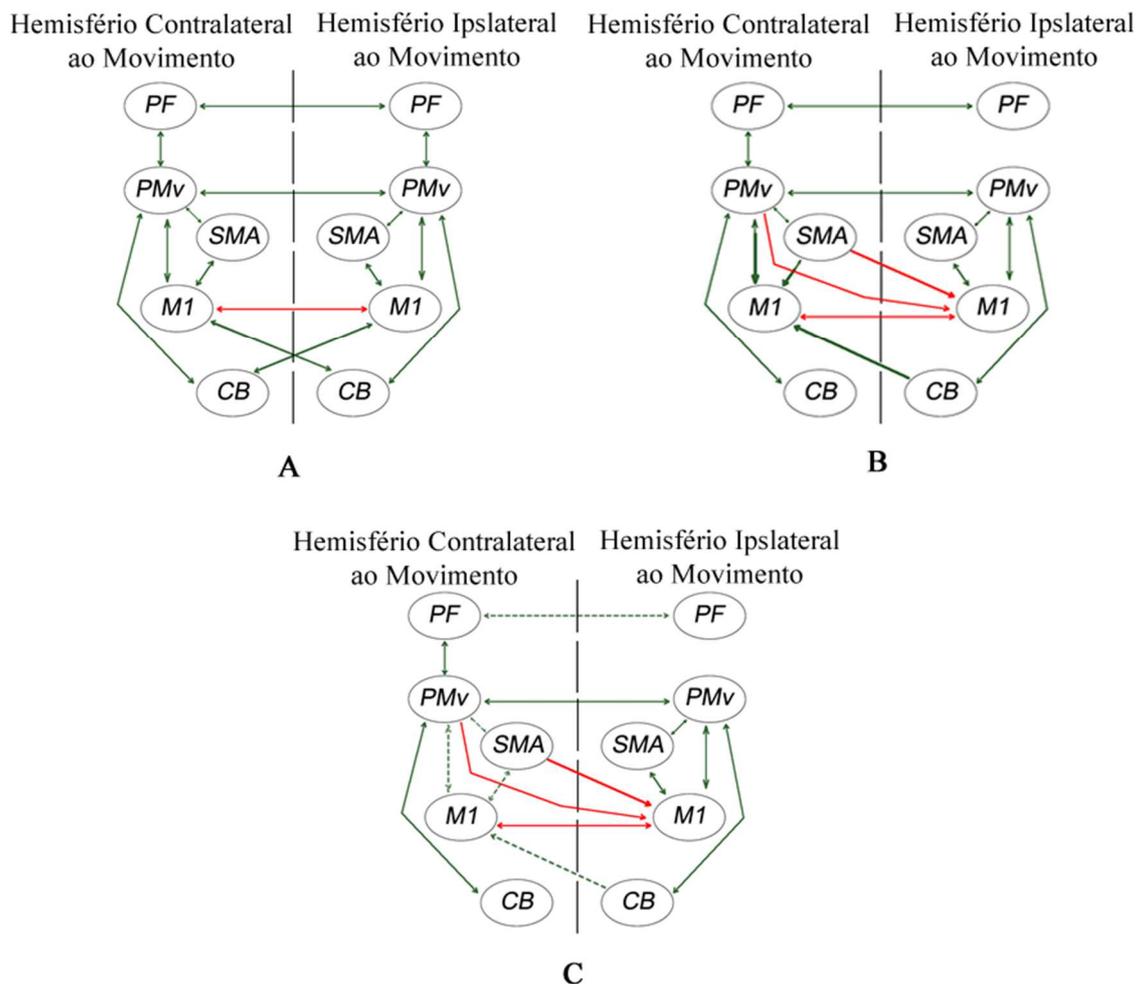


Figura 3 - Modelo de conectividade cerebral adaptado de (POOL et al., 2013; ROSSO et al., 2013) – a) indivíduos normais em repouso; b) indivíduos normais durante prática de IM ou execução de movimento; c) indivíduos pós-AVE durante a prática de IM ou movimento efetivo. Setas vermelhas indicam falta de conectividade e a espessura da seta indica o grau de conectividade entre as regiões

Outros estudos foram capazes de identificar, pelo estudo da conectividade funcional por meio de fMRI, diferenças significativas entre destros e canhotos utilizando sinais coletados durante o repouso, o que demonstra que mesmo na ausência de uma tarefa algumas características podem ser extraídas dos sinais cerebrais (POOL et al., 2015).

A conectividade também pode ser baseada em dados eletrofisiológicos como o EEG. Neste caso não se faz referência direta a região cerebral, mas aos eletrodos do EEG que estão sendo observados. Pode-se então a partir disto, com base no conhecimento anatômico e na distribuição dos eletrodos, estimar as regiões que estão em conexão (GOMES; BELLO, 2008).

2.2 – Eletroencefalografia (EEG)

Pode-se definir o EEG como a soma espacial e temporal dos potenciais pós-sinápticos excitatórios. Este conceito se desenvolveu ao longo de diversos anos, tendo como precursor Hans Berger (1873-1941) que caracterizou duas bandas de frequências dos mesmos, a banda Alfa (8-12hz) e a banda Beta (12-30hz) (GOMES; BELLO, 2008).

Atualmente são descritas na literatura diversas bandas de frequências do EEG, as duas citadas anteriormente, além de outras que estão em faixas acima e abaixo destas, Delta (0,5-4Hz), Teta (4-8Hz) e Gama (>30Hz) (GOMES; BELLO, 2008; MELLEM *et al.*, 2013).

Ao avaliar o banda alfa pode-se observar que alguns autores subdividem-na em duas, alfa inferior e superior, uma mais ligada ao esforço durante a execução de uma tarefa e outra ao processamento de estímulos e memória (STECKLOW *et al.*, 2007). Ainda com relação a esta banda alfa, existe uma teoria que explicaria seu comportamento durante as tarefas executadas pelo córtex, que é denominada de marca-passo cerebral. Esta banda de frequência teria a função de manter as regiões sincronizadas quando em repouso, assim estando o encéfalo pronto para a execução de tarefas. Isto é visto, por exemplo, quando o indivíduo abre ou fecha os olhos, na região occipital é possível observar que ocorre aumento da potência do sinal da banda alfa (na faixa de 9 Hz) de olhos fechados e sua diminuição ao abri-los. (GOMES; BELLO, 2008; STECKLOW *et al.*, 2007).

A banda Teta está relacionada a tarefas semânticas e lexicais (MELLEM *et al.*, 2013). A banda Gama também pode ser enquadrada nestas tarefas, mas alguns estudos a relacionam ao planejamento da execução de tarefas motoras (GAETZ *et al.*, 2013; MELLEM *et al.*, 2013).

A banda beta tem sido alvo de diversos trabalhos que visam a estudar a atividade cerebral durante a tarefa motora e vários destes demonstram que ocorre ERD da banda alfa e beta, logo após o comando para execução da tarefa motora e ERS ao final da execução da tarefa (inclusive quando esta é interrompida). Estas alterações da banda beta ocorrem principalmente no hemisfério contralateral ao segmento que está sendo estimulado (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013; LANA *et al.*, 2013, 2015; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009).

Outra banda de frequência que tem se mostrado promissora na identificação de tarefas motoras com uso do EEG é a banda delta (PAZ *et al.*, 2012).

Para a aquisição do EEG é necessária a colocação de eletrodos no escalpo do indivíduo de forma que fique em um arranjo tal que acompanhe a anatomia do cérebro. Existe um padrão que é amplamente utilizado para a colocação dos eletrodos, chamado de sistema 10/20, neste arranjo toma-se como referência a distância entre o Nasion e Ínion, e os eletrodos são posicionados a 10% ou 20% (Figura 3) desta medida. Os eletrodos ímpares são aqueles colocados a esquerda, e os pares a direita, aqueles na linha média possuem o índice “z” e as demais letras referem-se a região anatômica abaixo do mesmo (GOMES; BELLO, 2008).

É possível a adaptação deste sistema para a obtenção de maior resolução espacial a partir da inserção de mais eletrodos, que são normalmente 21 sendo 19 no escalpo e 2 de referência (GOMES; BELLO, 2008), os outros arranjos propostos são o 10/10 (divisões de 10 em 10%) e o 10/5 (10 ou 5% de espaçamento). Atualmente existem sistemas com 128 e 256 eletrodos.

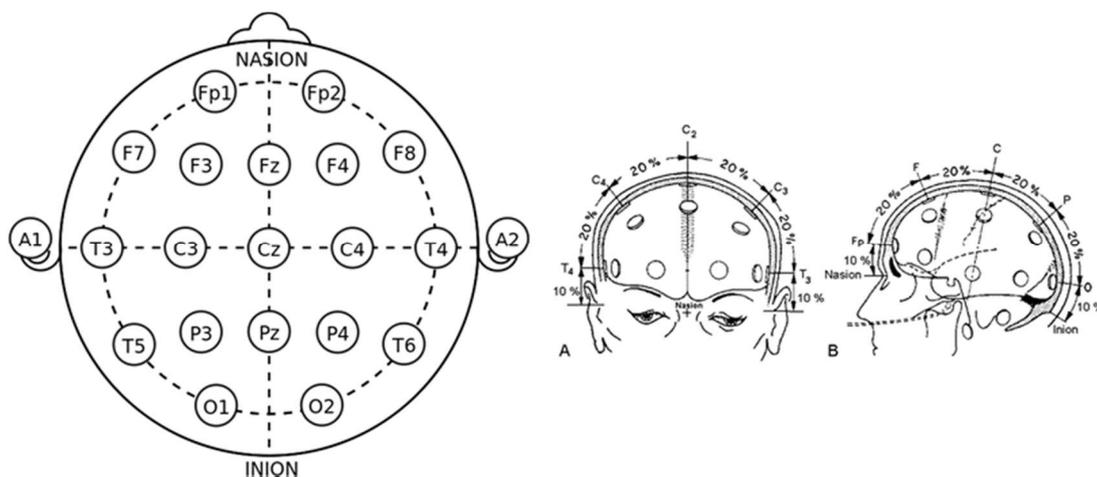


Figura 4 - Sistema internacional 10/20, 21 eletrodos sendo 19 no escalpo e 2 referencias. A esquerda vista superior do posicionamento dos eletrodos, ao centro vista anterior e a direita vista lateral.

2.2.1 – Conectividade funcional utilizando o EEG

Na análise da conectividade cerebral por meio do EEG, durante atividade motora, é esperado que a região central seja a de maior fluxo de informação, dado que nesta região, está situada a área 4 de Brodmann que corresponde ao M1 (Figura 4) (MACHADO, 2004). Isto também pôde ser visto na avaliação da banda Beta do EEG de sujeitos portadores de AVE quando solicitados realizar a tarefa motora no lado contrário a lesão cerebral (DE VICO FALLANI *et al.*, 2013).

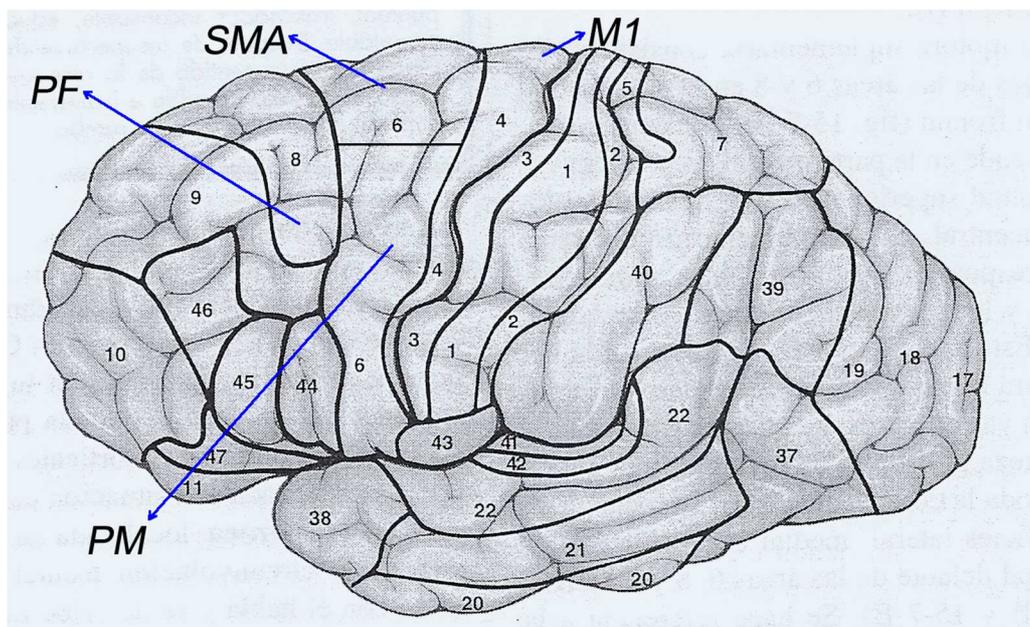


Figura 5 – Representação do córtex, divisão pelas áreas de Brodmann – M1 – córtex motor primário; SMA – Área motora suplementar; PF – córtex pré-frontal; PM – córtex pré-motor.

Alguns estudos obtiveram resultados positivos na discriminação entre movimentos executados do lado esquerdo e direito do corpo comparando a derivação central Cz, com as adjacentes C1 (lado esquerdo) e C2 (lado direito). Em aplicações em interface cérebro máquina (ICM) este fato se torna importante parâmetro para a ativação do dispositivo a ser controlado (HASHIMOTO; USHIBA, 2013).

Além da conectividade entre as regiões, no EEG pode ser estudado o sincronismo relacionado a evento (ERS) e o seu oposto, dessincronismo relacionado a evento (ERD) (LANA *et al.*, 2013, 2015; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009), e este parâmetro possui grande aplicabilidade quando o EEG é utilizado para ICM, dado que podem ser utilizados como “chaves” para ativar o equipamento (PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009).

Por definição, a ERD e a ERS são parâmetros estatísticos comparativos, onde um trecho do sinal, distante do evento, é selecionado como referência e a energia do sinal de EEG é comparado com a energia deste trecho. Caso seja observada uma diminuição de energia, em relação ao trecho referência, tem-se uma ERD. O aumento de energia indica uma ERS (LANA *et al.*, 2013; PFURTSCHELLER; LOPES DA SILVA, 1999; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009).

LANA *et al.* (2013, 2015) observaram que na realização de IM ou movimento efetivo, há ERD da banda alfa antes da execução da tarefa motora. Já na banda beta, a ERD ocorre logo após o início da execução da tarefa seguida por uma ERS. O tempo

necessário para isso foi o mesmo simulado pelo braço robótico que foi a referência utilizada para o estímulo para execução da tarefa.

Porém ERD e ERS se mostraram incapazes de fornecer dados que possibilitem distinguir a execução de tarefas motoras em um mesmo segmento (LANA *et al.*, 2013). Este fato limita a sua utilização em ICM-m a um tipo de chave liga/desliga, não sendo possível controlar direção e sentido dos movimentos que se deseja realizar, sendo necessário uma tarefa já previamente programada na ICM-m.

2.3 – Imagética Motora

A imagética motora (IM) é definida como a capacidade de um indivíduo imaginar a realização de uma tarefa sem efetivamente fazê-la, ou seja, sem a execução do movimento corporal. Esta modalidade de execução de tarefas, nos últimos anos, ganhou muita atenção e diversas pesquisas têm sido realizadas no sentido de fomentá-la como método para treinamento e reabilitação (LAMEIRA *et al.*, 2008; PAZ *et al.*, 2012; SMITS-ENGELSMAN; WILSON, 2012; STECKLOW *et al.*, 2007).

Tais estudos demonstram que há pouca diferença no padrão dos sinais de EEG durante um movimento imaginado em comparação ao movimento efetivamente realizado, em outras palavras, as áreas cerebrais estimuladas durante a execução real do movimento são praticamente as mesmas utilizadas em IM. (SHARMA; BARON, 2013)

Pôde ser observado que a prática de IM durante o treinamento de tarefas melhora o desempenho das mesmas, diminuindo o tempo de execução e aumenta a precisão dos movimentos envolvidos (GUILLOT *et al.*, 2013). Guillot *et al.* (2013) realizaram um estudo com atletas de salto em altura, no qual estes eram orientados a realizar a tarefa (salto sobre a barra posicionada a 90% da altura máxima alcançada pelo mesmo no último campeonato disputado), antes e depois do treinamento com IM, e observaram que os atletas conseguiam executá-la com movimentos mais precisos após a prática de IM.

Alguns autores propõem duas modalidades de IM, estática e dinâmica (Figura 5). A primeira é realizada sem a execução de qualquer movimento corporal, apenas a imaginação destes, a segunda, acompanhada pela realização de movimentos efetivos em conjunto com a prática de IM buscando sempre a realização desta simulação com o mesmo tempo de execução da tarefa alvo. Os resultados mostraram melhor desempenho quando a IM era realizada de forma dinâmica, inclusive, segundo o relato dos voluntários, a presença de uma simulação, mesmo restrita a certas partes do corpo, tornou a tarefa mental mais nítida e clara (GUILLOT *et al.*, 2013).

Outra aplicação da IM é a reabilitação neurológica de pacientes com diversas patologias que afetem as aptidões motoras dos mesmos, uma delas, o acidente vascular encefálico (AVE) (SHARMA *et al.*, 2009). O AVE pode gerar incapacidade motora do lado contralateral à área lesionada, tornando o sujeito menos independente e, em alguns casos, incapaz de realizar algumas tarefas com o segmento afetado (FALCÃO *et al.*, 2004).

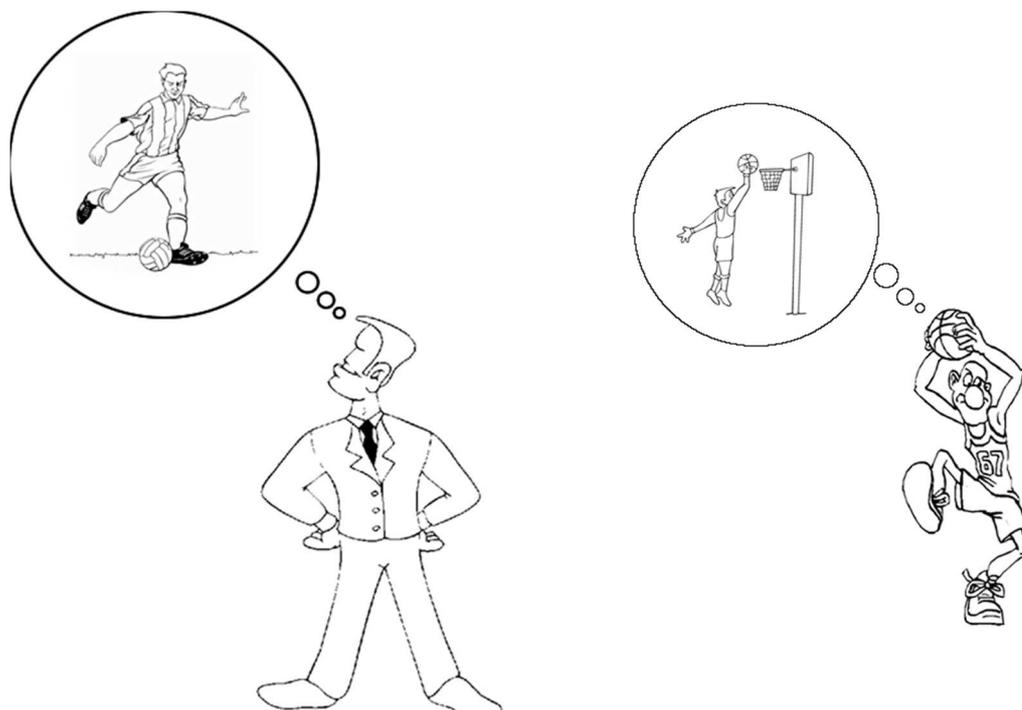


Figura 6 - Imagética motora, estática (à esquerda), Dinâmica (à direita)

A fim de minimizar as sequelas deixadas pelo AVE, é necessário a estimulação da plasticidade cerebral (PC), que corresponde à capacidade do cérebro de realizar novas conexões para aprender novas funções durante o desenvolvimento motor e cognitivo, bem como reaprender funções perdidas devido a eventos patológicos (KLEIM; JONES, 2008). No caso de tarefas motoras, a PC ocorre devido ao aumento da representação cortical dos segmentos estimulados por meio do rearranjo neuronal das regiões não afetadas pela lesão causada pelo evento patológico (SHARMA *et al.*, 2009). Para isso, os indivíduos precisam treinar os movimentos por eles perdidos, porém, devido às sequelas causadas pelo AVE, as alterações motoras e sensitivas (FALCÃO *et al.*, 2004; TEO; CHEW, 2014) tornam a efetiva movimentação do membro difícil e, às vezes, frustrante aos mesmos. Assim a IM pode ser uma modalidade de tratamento, que em concomitância com as

técnicas terapêuticas tradicionais, realiza estímulos das áreas corticais afetadas podendo ativar a PC (SHARMA *et al.*, 2009).

Paz *et al.* (2012) obtiveram resultados positivos ao introduzir componentes cinemáticos ao treinamento com IM. Os autores programaram movimentos para os quais pacientes que sofreram lesão cerebral por AVE sentiam maior dificuldade. Solicitava-se aos pacientes que descrevessem os componentes cinemáticos que seriam necessários para a execução do movimento. Após a realização de certas correções, ao paciente era solicitado que fizesse a imaginação do movimento seguindo a decomposição descrita. Ao final deste estudo foi observada melhora de todos os escores avaliados, qualidade de movimento, destreza manual e velocidade de marcha (PAZ *et al.*, 2012).

Existem diversos estudos sobre este assunto, porém sem consenso sobre os protocolos adotados para a prática de IM, tanto para treinamento em indivíduos normais, quanto para reabilitação em indivíduos portadores de algum tipo de patologia. Um exemplo disto é a forma pela qual o indivíduo deve pensar na tarefa, ou seja, a modalidade de IM a ser adotada (STECKLOW *et al.*, 2007; STINEAR *et al.*, 2006).

2.3.1 – Modalidades de Imagética Motora

A IM pode ser realizada em perspectivas diferentes, primeira (Figura 6A) e terceira pessoa (Figura 6B), assim o indivíduo irá imaginar a tarefa como se efetivamente a realizasse ou como se observasse a si próprio em um espelho (PAZ, 2012). Existem outras duas formas de classificar a IM, cinestésica (IMc), o sujeito em questão irá imaginar a tarefa tentando ter as mesmas sensações como se estivesse executando a mesma, ou seja, utilizando apenas estímulos proprioceptivos. A outra forma é a IM visual (IMv), nesta modalidade o indivíduo não buscará sensações proprioceptivas, procurará apenas visualizar os movimentos envolvidos na tarefa em questão (STECKLOW *et al.*, 2007).

STINEAR *et al.*(2006) realizaram um estudo comparativo entre estas duas modalidades através da estimulação magnética transcraniana (TMS). Neste trabalho, a fim de remover os trechos em que efetivamente foram realizadas contrações musculares em vez de apenas IM, foi registrado conjuntamente eletromiografia, desta forma os autores removeram tais trechos e analisaram apenas os momentos em que se realizou IMc ou IMv. Após análise dos resultados, o autores indicaram que apenas a IMc conseguiu ativar com precisão a área motora primária (M1) do córtex referente à tarefa dada (abdução rítmica do polegar da mão dominante).

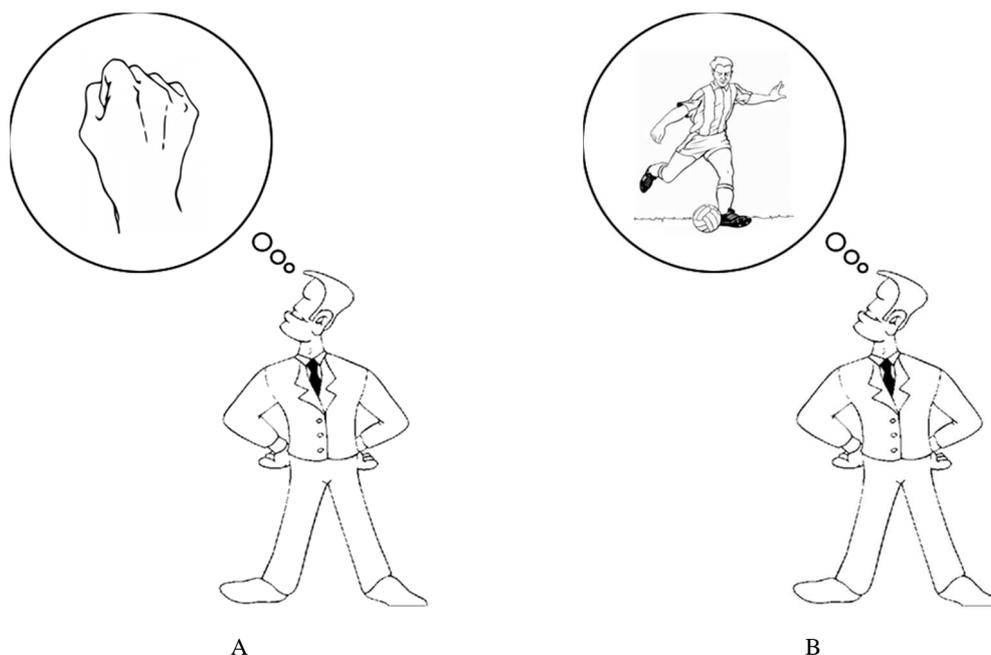


Figura 7 - Modalidade de imagética motora, A - perspectiva de 1ª pessoas, B - Perspectiva de 3ª pessoa

STECKLOW *et al.* (2007) propuseram uma mistura que parece se aproximar mais do que é experimentado na vida real pelo indivíduo e classificou como IM visual e cinestésica (IMcv). Nesta, a pessoa irá realizar a tarefa através de imaginação na perspectiva de primeira pessoa bem como experimentar as sensações observadas durante a realização da mesma, com isso tem-se uma ativação conjunta de diversas áreas corticais, tais regiões sensoriais, proprioceptivas, além da área motora e outras correlacionadas (PAZ *et al.*, 2012; STECKLOW *et al.*, 2007; STINEAR *et al.*, 2006).

Outro grande desafio é garantir que o indivíduo esteja efetivamente realizando a tarefa que lhe foi orientada em tempo de execução. É proposto o questionário MIQ-R (*The movement imagery questionnaire revised* – questionário do movimento imaginado revisado), que avalia por meio de testes e uma escala de graduação visual a capacidade de se realizar IM, mas este é normalmente aplicado antes de se iniciar o treinamento (GREGG *et al.*, 2010; PAZ, 2012; STECKLOW *et al.*, 2007) tornando um mecanismo que forneça realimentação tanto ao sujeito como ao treinador de que este o está fazendo de forma correta ou não.

2.4 – Classificadores

Classificadores são ferramentas matemáticas capazes de distinguir padrões que lhes são apresentados de forma aleatória. Para que a classificação seja possível, são necessárias duas etapas, um treinamento do classificador, onde as classes são

apresentadas de forma ordenada e sinalizada. A segunda etapa é a classificação dos padrões aleatoriamente apresentados ao classificador sem sinalização (IZENMAN, 2013).

Existem diversos classificadores propostos na literatura, dentre as quais se destacam as redes neurais artificiais (RNA) e a análise de discriminante linear (LDA). A LDA tem grande destaque na identificação de em ICM (GAREIS *et al.*, 2011).

2.4.1 – Análise de discriminante linear

A análise de discriminante linear (LDA) é um método de classificação linear multivariado que é comumente aplicado à análise de neuroimagem, porém também pode ser utilizado na classificação de padrões em sinais de EEG. A LDA é uma generalização do discriminante linear de Fisher, que é utilizado em reconhecimento de padrões (HÖHNE *et al.*, 2016; MCLACHLAN, 2004).

A LDA tem grande similaridade com a PCA, pois ambas buscam combinações lineares que expliquem as variáveis que estão sendo analisadas. Porém a LDA tenta encontrar a diferença entre as classes destas variáveis por meio da minimização da variância interna da classe e maximização da variância entre as classes. Para isto utiliza uma nova projeção, normal a separação dos hiperplanos, que terá como limite o vetor w expresso pela eq. 9 (HÖHNE *et al.*, 2016; MARTINEZ; KAK, 2001).

$$\vec{w} = \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (9)$$

Sendo μ_1 e μ_2 as médias de cada classe e Σ^{-1} é a matriz inversa da matriz de covariância entre as classes, que deve ser estimada.

Com isto a LDA irá criar um novo plano onde existirá uma máxima separação entre os dados tornando possível então criar uma linha de separação para que seja utilizada como limiar de classificação para novos dados (KOLODZIEJ *et al.*, 2012; YONG; MENON, 2015).

Este limiar de separação é expresso pela eq. 10 que é o produto vetorial entre o vetor de observação e o vetor de separação dos hiperplanos e o termo c é um limiar constante calculado conforme a eq. 11:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} > c \quad (10)$$

$$c = \frac{1}{2} \left(T - \vec{\mu}_1 \cdot \Sigma_1^{-1} \vec{\mu}_1 + \vec{\mu}_2 \cdot \Sigma_2^{-1} \vec{\mu}_2 \right) \quad (11)$$

Em que T é um limiar inicial, μ são as médias das classes e Σ a covariância das classes.

A LDA foi utilizada por GAREIS *et al.* (2011) para a determinação de estratégias de treinamento de ICM, utilizando sinais de EEG com e sem potenciais relacionados a evento obtendo resultados positivos na distinção das tarefas.

Capítulo 3 – Materiais e Métodos

3.1 – Participantes do estudo

Neste estudo, participaram 12 indivíduos destros saudáveis com média de idade de 25 (± 3) anos. Todos os voluntários cumpriram os critérios de inclusão: não possuíam histórico de doenças neurológicas ou físicas, não faziam uso de medicamento que alterassem o sistema nervoso e alcançaram o índice igual ou superior a 15 do questionário MIQ-R (STECKLOW *et al.*, 2007). Todos os voluntários assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido.

O registro dos sinais de EEG de seis participantes foi realizado no Laboratório de Engenharia Biomédica do Departamento de Engenharia Elétrica da UFMG e aprovado pelo Comitê de Ética aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (COEP) da UFMG, por meio do parecer N ETIC 467/08 (LANA *et al.*, 2015). Os demais foram registrados no Laboratório de Processamento de Sinais e Imagens Médicas (LAPIS) do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE) da UFRJ e aprovado pelo Comitê de Ética do Hospital Universitário Clementino Fraga Filho (HUCFF/ UFRJ) sob o protocolo 44647715.1.0000.5257, data 14/06/2015.

3.2 – Protocolo Experimental

O procedimento experimental foi realizado em sala com som, luz e temperatura ($23 \pm 2^\circ\text{C}$) controlados, para minimizar a influência ambiental sobre os dados coletados. A posição adotada durante a tarefa foi sentada com o braço direito inicialmente pendente de forma relaxada, pés no chão e os demais segmentos corporais de maneira confortável.

3.2.1 – Montagem do Experimento

O braço robótico AX18 *Smart Robot Arm* (Crust Crawler Robotics, Arizona, EUA) foi fixado em uma plataforma de madeira com medidas 30x30 cm através de parafusos e porcas. A plataforma foi apoiada em dois suportes de ferro que se conectavam a trilhos presos a parede, estes trilhos possuem diversos furos que possibilitam a adequação da altura do braço robótico à altura do voluntário.

A cadeira foi posicionada a 120 cm do braço robótico, distância esta que corresponde ao dobro do comprimento máximo do braço para que não houvesse possibilidade de colisão com o voluntário (Figura 7).

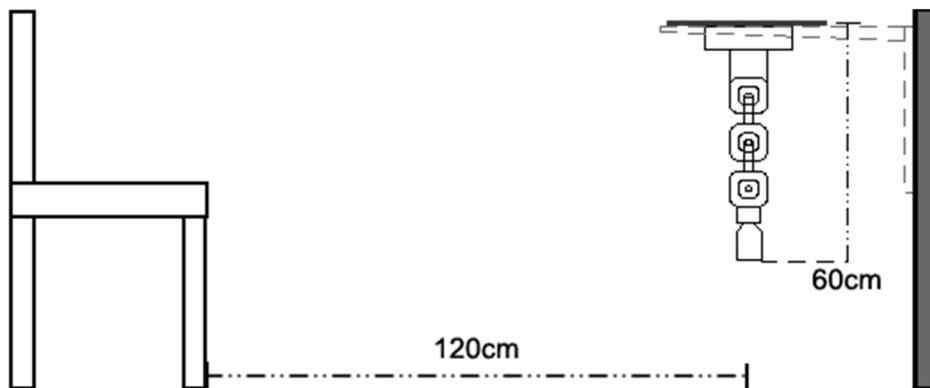


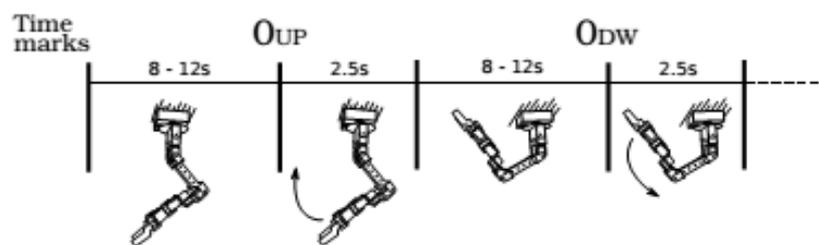
Figura 8 –Esquema de montagem do setup experimental, cadeira posicionada a 120 cm do braço robótico o que corresponde ao dobro do comprimento do braço que está preso a prede por um suporte tipo trilho.

3.2.2 – Tarefa Experimental

A tarefa realizada foi o movimento de flexão e extensão do cotovelo direito. Foram feitas três etapas distintas, uma etapa não motora e duas etapas motoras, tendo como guia o braço robótico posicionado à frente do indivíduo de forma que este venha a ter a impressão do braço robótico ser uma imagem espelhada do membro superior em questão, as tarefas foram executadas na seguinte ordem:

1. Observação do movimento do braço robótico sem realização de nenhum movimento ou imaginação do movimento;
2. Realização do movimento seguindo a mesma trajetória do braço robótico;
3. Imaginação do movimento seguindo a trajetória do braço robótico.

A sequência da tarefa do braço robótico se iniciou com intervalo aleatório entre 8 e 12 s sem movimento (figura 8). Em seguida, os voluntários executaram o movimento de flexão durante 2,5 s (figura 8 - 0_{UP}), após o qual houve um intervalo de tempo aleatório entre 8 e 12 segundos, sem movimento. Finalmente, executaram o movimento de extensão (figura 8 - 0_{DW}) durante 2,5 s. Esta sequência foi denominada de trecho e foi executada 30 vezes em todas as três etapas.



Adaptado de (LANA *et al.*, 2013)

Figura 9 – Trecho: Descrição das etapas a serem realizadas durante as coletas do sinal de EEG, inicia com o braço estendido com tempo de repouso entre 8 e 12 segundo, Realiza a flexão do braço no tempo de 2,5 segundo. Outro repouso de 8 a 12 segundos. Realiza a extensão.

3.2.3 – Registro de Sinais de EEG

A aquisição dos sinais de EEG realizou-se com uma touca da marca MEDCAP seguindo o Sistema Internacional 10/20, amplificador biológico BrainNet BNT-36 (EMSA, Rio de Janeiro, Brasil) com filtro passa banda entre 0,1 e 100 Hz e frequência de amostragem 600 Hz.

3.2.3 – Análise dos dados coletados

Todos os dados coletados foram analisados com uso do programa Matlab[®]. Inicialmente foi realizado o pré-processamento dos sinais de EEG com identificação e rejeição de artefatos, o algoritmo considera o sinal de EEG como gaussiana. O limiar de rejeição de artefatos foi determinado em 3 vezes o desvio padrão de um sinal de EEG espontâneo de 20 s, considerado livre de artefatos. O trecho foi rejeitado nos casos em que 5% consecutivos ou 10% quaisquer das amostras excederam este limiar (TIERRA-CRIOLLO, 2001). Em média foram rejeitados 4 trechos por indivíduo.

A PDC foi utilizada para avaliar a conectividade cerebral durante a realização da flexão e extensão de cotovelo. A PDC foi analisada na tarefa de imaginação do movimento no ritmo alfa (9-13 Hz). A PDC durante extensão e flexão de cotovelo foi comparada estatisticamente para cada par de canais com o teste não paramétrico de Wilcoxon pareado (nível de significância $\alpha = 5\%$), após a rejeição da gaussianidade dos dados com o teste de Kolmogorov-Smirnov ($\alpha = 5\%$). As derivações com diferenças significativas na PDC foram utilizadas como característica para a classificação.

Inicialmente a classificação com a técnica LDA utilizou como característica a PDC (das derivações selecionadas no teste estatístico) com todos os trechos livres de artefato (em torno de 25 trechos por indivíduo). Para avaliação do classificador, foi

realizado teste de validação cruzada com método *leave-one-out* e a partir dos resultados obtidos, calculou-se a sensibilidade (taxa de verdadeiros positivos – TVP), especificidade (taxa de verdadeiros negativos – TVN) e acurácia (medida de o quanto o modelo se ajusta ao problema proposto). Estas medidas têm sido utilizadas para avaliar o grau de confiabilidade do classificador (POWERS, 2011). Em seguida, os trechos foram divididos de forma aleatória em dois grupos, um para treinamento (15 trechos) e outro para teste (com os trechos restantes). A figura 9, mostra por meio de um fluxograma, a sequência da análise

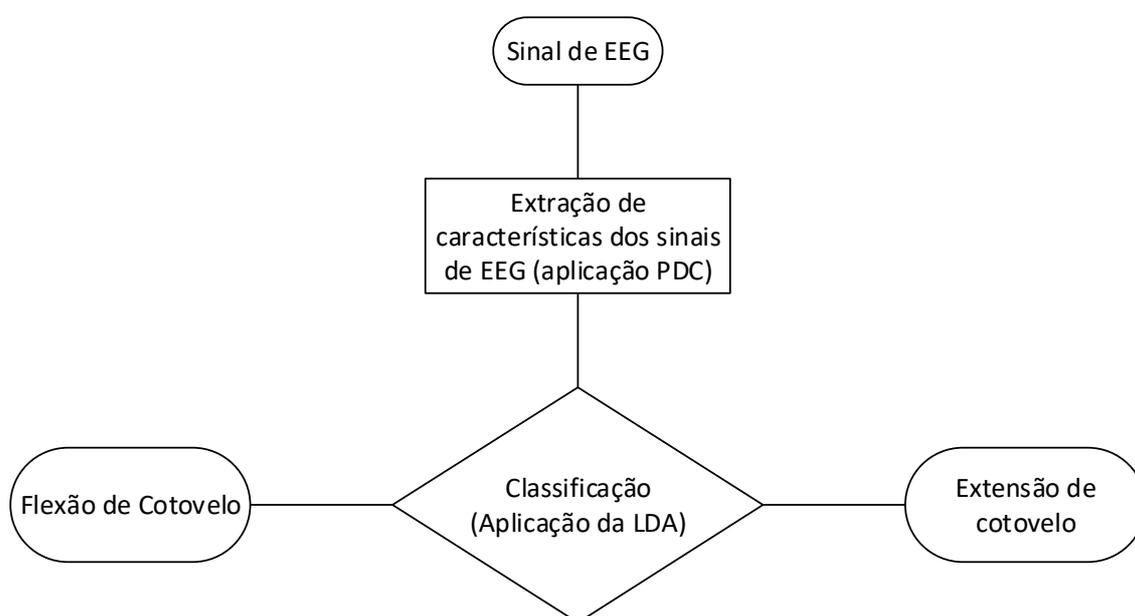


Figura 10 - Fluxograma da sequência de classificação.

Capítulo 4 – Resultados

Na primeira parte apresentam-se os resultados da caracterização do fluxo de informação com a PDC do ritmo alfa (9 - 13 Hz) do EEG durante a imaginação dos movimentos do cotovelo. Na segunda parte, os resultados da classificação dos padrões de flexão e extensão do cotovelo com o LDA são mostrados.

4.1 – Caracterização de fluxo de informação a partir dos sinais de EEG

A tabela 1 exibe os valores de fluxo de informação obtidos no voluntário #4 durante a execução de IM para o movimento de extensão de cotovelo. Este voluntário mostrou os maiores valores (hachurados em cinza) de fluxo de informação (PDC) de C4 para a maioria dos outros canais (PDC \geq 0,47). A tabela 2 mostra o fluxo de informação deste mesmo voluntário, porém para a outra tarefa, IM de flexão de cotovelo. Apesar da semelhança nos padrões, para a flexão de cotovelo há fluxo de informação F4→C4.

Tabela 1 - Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo voluntário #4 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | | Derivações de destino | | | | | | | |
|-------------------------|----|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C3 | C4 | Cz | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
| Derivações de Origem | C3 | 0,52 | 0,41 | 0,39 | 0,38 | 0,50 | 0,39 | 0,50 | 0,41 |
| | C4 | 0,47 | 0,59 | 0,49 | 0,55 | 0,50 | 0,61 | 0,49 | 0,56 |
| | Cz | 0,25 | 0,19 | 0,41 | 0,10 | 0,09 | 0,08 | 0,13 | 0,23 |
| | F3 | 0,33 | 0,25 | 0,28 | 0,33 | 0,29 | 0,18 | 0,30 | 0,27 |
| | Fz | 0,40 | 0,30 | 0,22 | 0,28 | 0,35 | 0,27 | 0,33 | 0,31 |
| | F4 | 0,11 | 0,26 | 0,21 | 0,33 | 0,20 | 0,10 | 0,25 | 0,25 |
| | T3 | 0,02 | 0,02 | 0,01 | 0,02 | 0,02 | 0,02 | 0,05 | 0,02 |
| | T4 | 0,07 | 0,10 | 0,10 | 0,09 | 0,10 | 0,11 | 0,10 | 0,08 |

A figura 10 mostra o padrão de fluxo de informação alcançado pelo voluntário #4 na banda alfa para IM de extensão de cotovelo. Pode ser visto que nesta tarefa o fluxo de informação a partir de C4 possui uma concentração levemente deferente (na inspeção visual) do que para a tarefa de flexão de cotovelo (figura 11) onde o fluxo de informação se espalha tanto para as regiões centrais quanto para as regiões frontais.

Tabela 2 – Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo voluntário #4(maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | | Derivações de Destino | | | | | | | |
|----------------------|----|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C3 | C4 | Cz | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
| Derivações de Origem | C3 | 0,34 | 0,28 | 0,25 | 0,55 | 0,42 | 0,50 | 0,10 | 0,26 |
| | C4 | 0,53 | 0,63 | 0,55 | 0,35 | 0,43 | 0,43 | 0,55 | 0,62 |
| | Cz | 0,28 | 0,27 | 0,23 | 0,13 | 0,25 | 0,18 | 0,17 | 0,30 |
| | F3 | 0,12 | 0,16 | 0,12 | 0,40 | 0,21 | 0,26 | 0,05 | 0,14 |
| | Fz | 0,09 | 0,12 | 0,09 | 0,08 | 0,15 | 0,14 | 0,05 | 0,11 |
| | F4 | 0,37 | 0,37 | 0,38 | 0,48 | 0,14 | 0,52 | 0,29 | 0,32 |
| | T3 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,01 | 0,01 | 0,06 | 0,01 |
| | T4 | 0,06 | 0,06 | 0,06 | 0,03 | 0,06 | 0,03 | 0,07 | 0,08 |

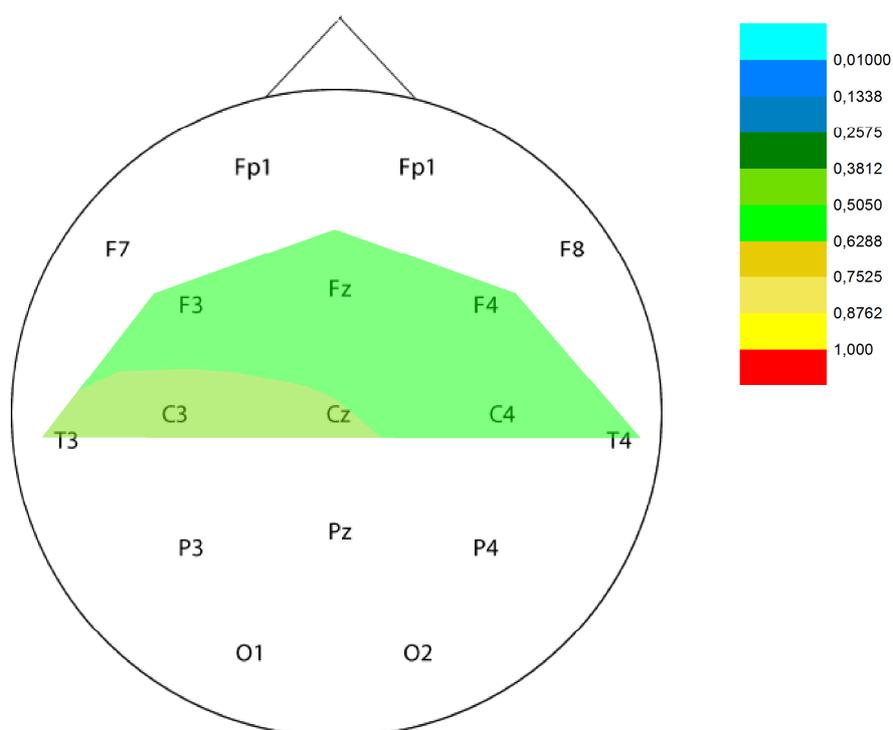


Figura 11 - Fluxo de informação a partir da derivação C4 na banda alfa para tarefa de IM de extensão de cotovelo voluntário #4.

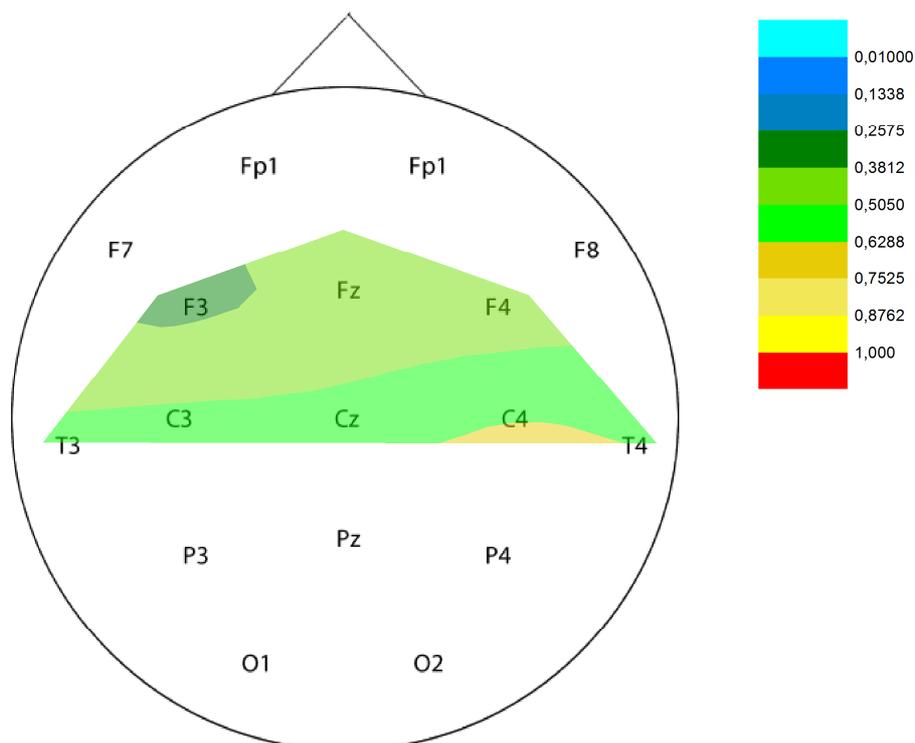


Figura 12 - Fluxo de informação a partir da derivação C4 na banda alfa para tarefa de IM de flexão de cotovelo voluntário #4.

As tabelas 3 e 4 mostram os valores de fluxo de informação obtidos pelo voluntário #3 durante IM de extensão de cotovelo e flexão de cotovelo respectivamente. Os maiores valores alcançados por este voluntário estão concentrados nos fluxos de informação que partem da derivação Cz para as demais, tendo um padrão semelhante para ambas as tarefas nesta derivação, porém diferente em C4 e F4.

Tabela 3 - Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo voluntário #3 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | | Derivações de destino | | | | | | | |
|----------------------|----|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C3 | C4 | Cz | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
| Derivações de Origem | C3 | 0,10 | 0,03 | 0,02 | 0,04 | 0,04 | 0,04 | 0,10 | 0,04 |
| | C4 | 0,10 | 0,22 | 0,14 | 0,06 | 0,12 | 0,13 | 0,02 | 0,18 |
| | Cz | 0,67 | 0,14 | 0,41 | 0,22 | 0,31 | 0,31 | 0,57 | 0,31 |
| | F3 | 0,08 | 0,02 | 0,02 | 0,14 | 0,02 | 0,07 | 0,03 | 0,01 |
| | Fz | 0,04 | 0,05 | 0,03 | 0,02 | 0,21 | 0,03 | 0,01 | 0,04 |
| | F4 | 0,18 | 0,13 | 0,09 | 0,17 | 0,14 | 0,51 | 0,23 | 0,16 |
| | T3 | 0,21 | 0,03 | 0,04 | 0,09 | 0,05 | 0,10 | 0,25 | 0,09 |
| | T4 | 0,06 | 0,04 | 0,02 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,04 | 0,14 |

As figuras 11 e 12 exibem o fluxo de informação gerado a partir da derivação Cz para as demais pelo voluntário #3. A figura 12 ilustra os valores para a tarefa de extensão

de cotovelo, sendo possível observar valores altos de fluxo de informação em direção a derivação C3. Em contrapartida, tal padrão não pode ser visto na figura 13 que exhibe o fluxo de informação obtido por este voluntário para a tarefa de flexão de cotovelo.

Tabela 4 – Valores de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo voluntário #3 (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | | Derivações de destino | | | | | | | |
|----------------------|----|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C3 | C4 | Cz | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
| Derivações de Origem | C3 | 0,10 | 0,04 | 0,01 | 0,04 | 0,02 | 0,02 | 0,13 | 0,04 |
| | C4 | 0,01 | 0,21 | 0,01 | 0,06 | 0,06 | 0,02 | 0,07 | 0,07 |
| | Cz | 0,11 | 0,29 | 0,25 | 0,21 | 0,30 | 0,18 | 0,27 | 0,14 |
| | F3 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,12 | 0,01 | 0,02 | 0,03 | 0,01 |
| | Fz | 0,04 | 0,03 | 0,01 | 0,04 | 0,23 | 0,02 | 0,01 | 0,04 |
| | F4 | 0,16 | 0,07 | 0,10 | 0,12 | 0,12 | 0,19 | 0,02 | 0,04 |
| | T3 | 0,10 | 0,03 | 0,04 | 0,03 | 0,05 | 0,07 | 0,22 | 0,03 |
| | T4 | 0,01 | 0,04 | 0,02 | 0,02 | 0,02 | 0,02 | 0,03 | 0,11 |

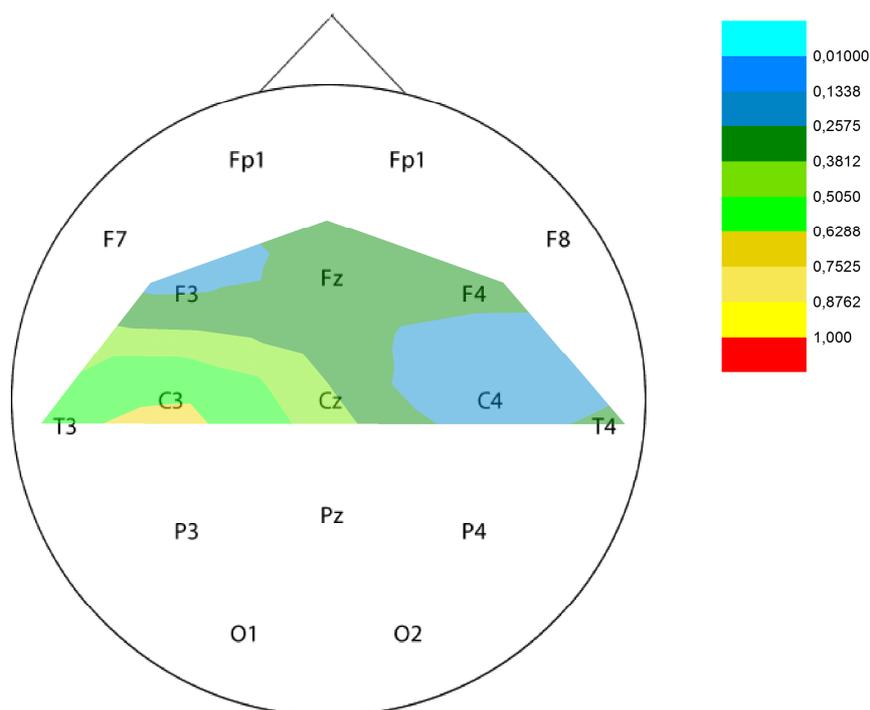


Figura 13 – Padrão de fluxo de informação na banda alfa para tarefa IM de extensão de cotovelo voluntario #3.

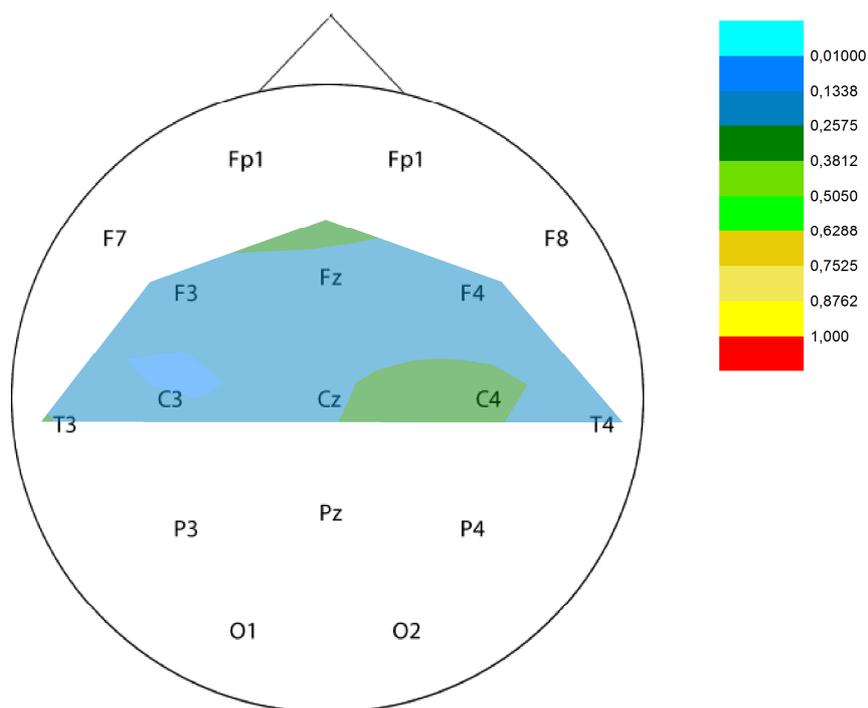


Figura 14 – Padrão de fluxo de informação na banda alfa para tarefa IM de flexão de cotovelo voluntário #3.

Ao se analisar o grupo completo de voluntários, pode-se observar na média uma concentração dos maiores valores no fluxo de informação a partir da derivação C4, para a IM da extensão (tabela 5) e da flexão (tabela 6), sendo observado neste último caso também fluxo de informação de F4.

Tabela 5 - Valores médios de fluxo de informação na banda alfa para IM de extensão de cotovelo (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | Derivações de Destino | | | | | | | | |
|----------------------|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | C3 | Cz | C4 | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 | |
| Derivações de Origem | C3 | 0,27 | 0,14 | 0,13 | 0,21 | 0,16 | 0,16 | 0,18 | 0,16 |
| | Cz | 0,14 | 0,35 | 0,18 | 0,14 | 0,16 | 0,14 | 0,18 | 0,18 |
| | C4 | 0,42 | 0,45 | 0,51 | 0,40 | 0,43 | 0,42 | 0,43 | 0,47 |
| | F3 | 0,20 | 0,18 | 0,20 | 0,33 | 0,15 | 0,23 | 0,20 | 0,20 |
| | Fz | 0,12 | 0,11 | 0,10 | 0,11 | 0,30 | 0,12 | 0,12 | 0,12 |
| | F4 | 0,22 | 0,22 | 0,28 | 0,32 | 0,25 | 0,36 | 0,29 | 0,27 |
| | T3 | 0,05 | 0,05 | 0,05 | 0,05 | 0,07 | 0,05 | 0,17 | 0,06 |
| | T4 | 0,07 | 0,07 | 0,05 | 0,07 | 0,07 | 0,07 | 0,07 | 0,15 |

A figura 14 mostra o padrão obtido pelos valores médios de fluxo de informação a partir da derivação C4 para a tarefa de extensão de cotovelo. Pode-se notar que há uma difusão homogênea do fluxo de informação a partir desta derivação para as demais

analisadas. Este fato se repete para a tarefa de flexão de cotovelo pode ser visto na figura 15.

Tabela 6 - Valores médios de fluxo de informação na banda alfa para IM de flexão de cotovelo (maior valor da coluna hachurado em cinza, desconsiderando a mesma derivação).

| | | Derivações de Destino | | | | | | | |
|----------------------|----|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| | | C3 | Cz | C4 | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
| Derivações de Origem | C3 | 0,34 | 0,21 | 0,20 | 0,24 | 0,22 | 0,21 | 0,21 | 0,20 |
| | Cz | 0,18 | 0,21 | 0,26 | 0,18 | 0,19 | 0,20 | 0,16 | 0,21 |
| | C4 | 0,39 | 0,42 | 0,36 | 0,32 | 0,37 | 0,34 | 0,41 | 0,31 |
| | F3 | 0,17 | 0,16 | 0,17 | 0,21 | 0,17 | 0,16 | 0,14 | 0,14 |
| | Fz | 0,16 | 0,18 | 0,17 | 0,15 | 0,32 | 0,14 | 0,15 | 0,17 |
| | F4 | 0,33 | 0,35 | 0,29 | 0,39 | 0,30 | 0,36 | 0,35 | 0,33 |
| | T3 | 0,05 | 0,05 | 0,04 | 0,04 | 0,06 | 0,05 | 0,16 | 0,06 |
| | T4 | 0,07 | 0,06 | 0,09 | 0,07 | 0,08 | 0,07 | 0,08 | 0,16 |

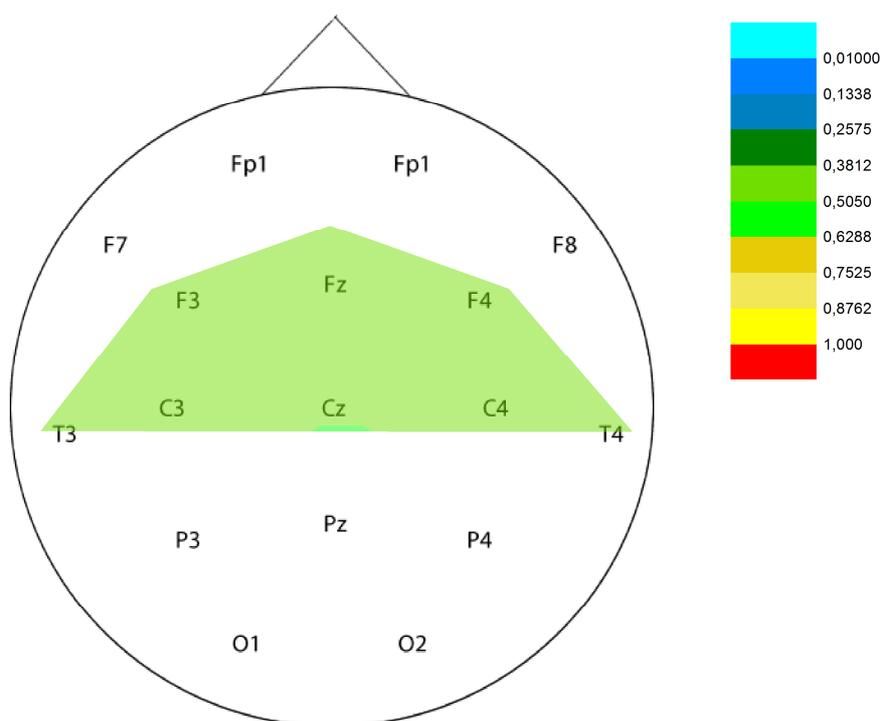


Figura 15 – Fluxo de informação a partir da derivação C4 para a tarefa de extensão de cotovelo.

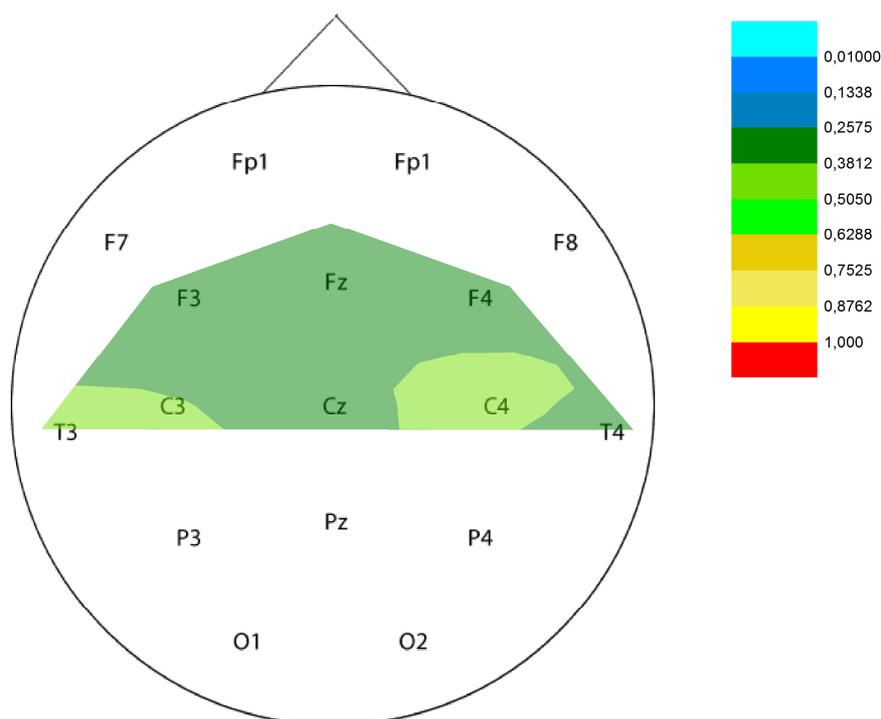


Figura 16 – Fluxo de informação a partir da derivação C4 para tarefa de flexão de cotovelo.

As figuras 16 e 17 exibem o padrão de fluxo de informação que parte da derivação C3 para as demais derivações, para extensão de cotovelo e flexão de cotovelo respectivamente. É possível notar que existe um padrão definido nas derivações do lado esquerdo do escalpo. Visualmente ao se comparar as imagens, nota-se diferença entre elas.

Os fluxos de informação $C3 \rightarrow Cz$ e $C3 \rightarrow Fz$ na banda alfa possuem diferença estatisticamente significativa ao serem comparados os valores obtidos para as tarefas de extensão e flexão de cotovelo com o teste de Wilcoxon ($p = 0,0086$ e $p = 0,0015$ respectivamente). Este fato não pode ser observado nas demais derivações que C3 envia informação.

As figuras 18 e 19 demonstram a média dos valores de fluxo de informação a partir da derivação Cz, para extensão de cotovelo e flexão de cotovelo, respectivamente. Pode ser observado que a partir desta derivação parte fluxo de informação para diversas outras derivações, em ambas as tarefas. Também é observado que ambas as imagens são muito semelhantes, porém os testes estatísticos demonstram que os fluxos de informação $Cz \rightarrow F3$ e $Cz \rightarrow Fz$ possuem diferença estatisticamente significativa ($p < 0,01$) entre as tarefas realizadas.

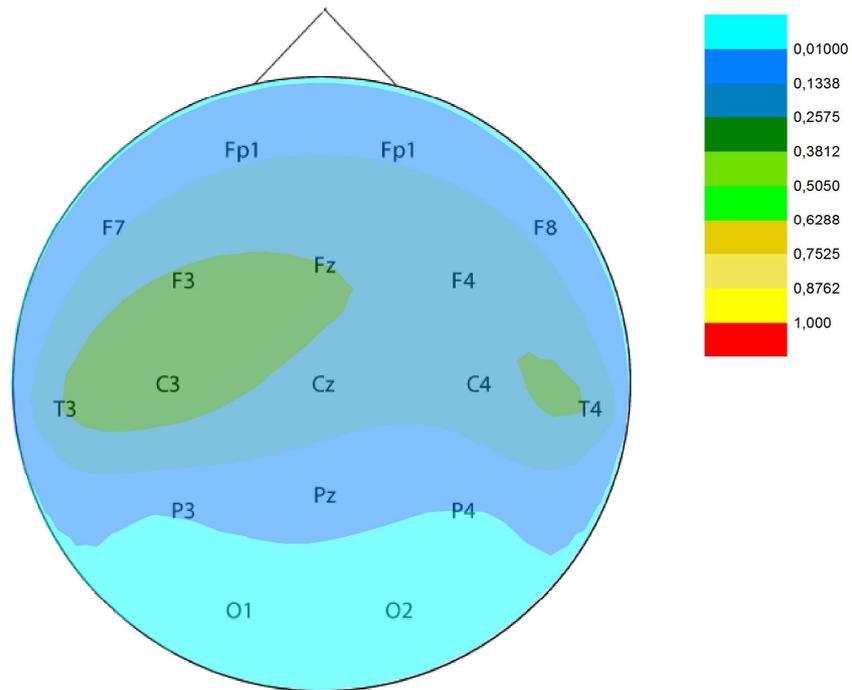


Figura 17 - Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação C3

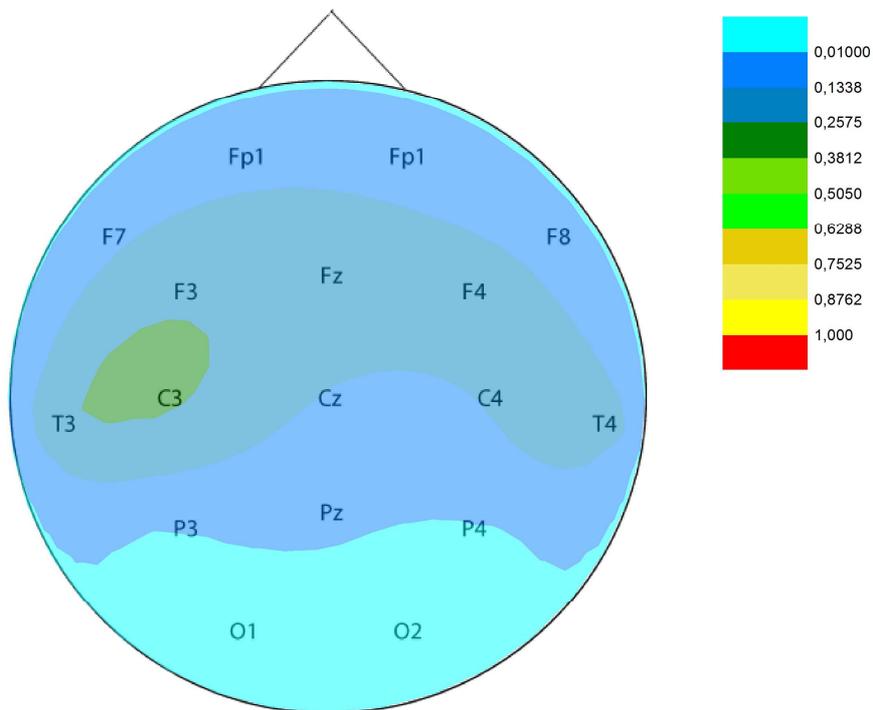


Figura 18 - Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação C3

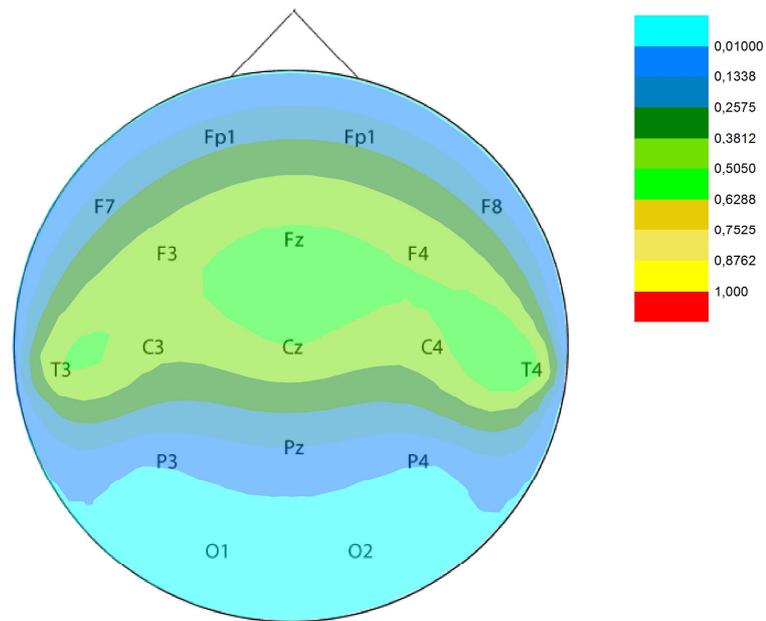


Figura 19 – Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de extensão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação Cz

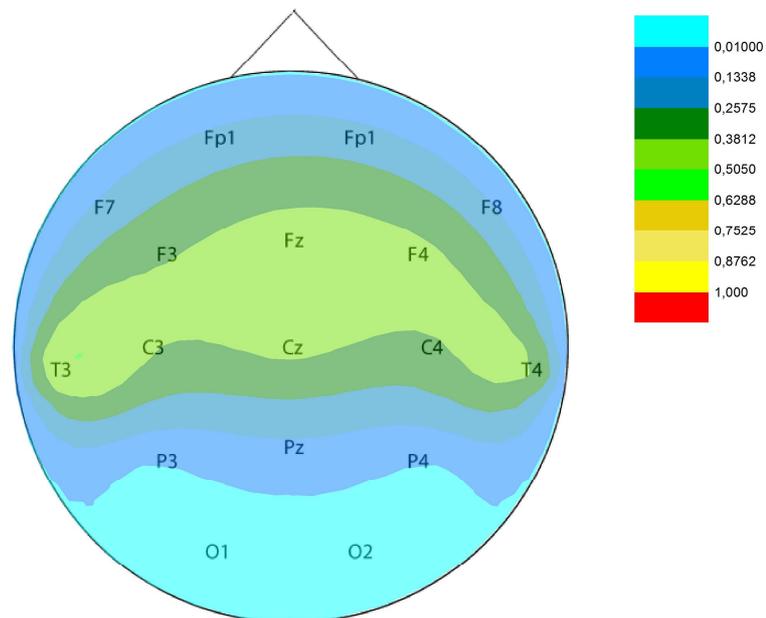


Figura 20 – Padrão dos valores médios de fluxo de informação para IM de flexão de cotovelo na banda alfa a partir da derivação Cz

As demais combinações de derivações não apresentaram diferença estatística quando comparados os valores de fluxo de informação de IM para as tarefas de flexão e

extensão de cotovelo, a tabela 7 mostra os valores p obtidos para cada uma delas, marcados em cinza aqueles que apresentaram diferença estatística.

Tabela 7 – Valores p obtidos a partir da comparação dos valores de fluxo de informação entre as tarefas de flexão e extensão de cotovelo (marcados em cinza aqueles que apresentaram diferença estatística)

| | C3 | C4 | Cz | F3 | Fz | F4 | T3 | T4 |
|----|------|------|-------|-------|--------|------|------|------|
| C3 | 0,49 | 0,23 | 0,009 | 0,42 | 0,0015 | 0,13 | 0,82 | 0,33 |
| C4 | 0,30 | 0,39 | 0,45 | 0,53 | 0,82 | 0,42 | 0,60 | 0,64 |
| Cz | 0,69 | 0,23 | 0,25 | 0,001 | 0,009 | 0,42 | 0,95 | 0,12 |
| F3 | 0,82 | 0,69 | 0,77 | 0,23 | 0,39 | 0,36 | 0,42 | 0,39 |
| Fz | 0,42 | 0,08 | 0,04 | 0,17 | 0,73 | 0,33 | 0,49 | 0,20 |
| F4 | 0,08 | 0,27 | 0,36 | 0,53 | 0,56 | 1,00 | 0,33 | 0,36 |
| T3 | 0,49 | 0,33 | 0,95 | 1,00 | 0,77 | 0,91 | 0,45 | 0,91 |
| T4 | 0,82 | 0,82 | 0,64 | 0,77 | 0,56 | 0,86 | 0,91 | 0,77 |

As derivações Cz C3 e Fz foram aquelas que demonstraram diferença estatística entre a IM das tarefas realizadas, mais especificamente os fluxos de informação C3→Cz, C3→Fz, Cz→F3 Cz→Fz e Fz→Cz. Assim estas foram selecionadas para a etapa de classificação com uso da LDA.

4.2 – Classificação das tarefas a partir das derivações selecionadas

A tabela 8 mostra as combinações dos fluxos de informação realizadas para se determinar a de melhor desempenho na classificação com o LDA.

Tabela 8 – Combinações de fluxo de informação testadas para classificação

| | Combinações de Fluxos de Informação | | | |
|--------------|-------------------------------------|--------|--------|--------|
| Combinação 1 | C3->Cz | C3->Fz | Cz->Fz | Fz->Cz |
| Combinação 2 | | C3->Cz | C3->Fz | Fz->Cz |
| Combinação 3 | | C3->Fz | Cz->F3 | Cz->Fz |
| Combinação 4 | | | C3->Fz | Cz->F3 |
| Combinação 5 | | | C3->Fz | Cz->Fz |

A tabela 9 mostra o melhor resultado da classificação, que foi obtido com a combinação dos fluxos de informação C3->Cz, C3->Fz e Fz->Cz, realizadas por validação cruzada com método *leave-one-out*. A primeira linha da tabela representa as características que deveriam ser classificadas como IM da flexão de cotovelo recebendo índice 1, a segunda linha aquelas que deveriam ser classificadas como IM da extensão de

Tabela 10 – Tabela de contingência do teste de validação cruzada, marcados em verde os valores verdadeiros positivos.

| | Flexão | Extensão | |
|----------|--------|----------|----|
| Flexão | 9 | 3 | 12 |
| Extensão | 3 | 9 | 12 |
| | 12 | 12 | 24 |

Tabela 11 – Resultado da classificação com classificador criado a partir da combinação dos fluxos de informação C3->Cz, C3->Fz e Fz->Cz, treinado características extraídas de 15 trechos de EEG de todos os voluntários escolhidos de forma aleatória. A classificação foi realizada em características extraídas dos 10 trechos restantes de cada voluntário.

| | Voluntário | | | | | | | | | | | |
|----------|------------|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|
| | #1 | #2 | #3 | #4 | #5 | #6 | #7 | #8 | #9 | #10 | #11 | #12 |
| Flexão | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| Extensão | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

Capítulo 5 – Discussão e Conclusões

Para o projeto da interface cérebro-maquina motoras (ICM-m) pode ser utilizado a imaginação motora (IM), pois sua representação da atividade cortical é semelhante à dos movimentos realmente executados (PAZ *et al.*, 2012; SHARMA; BARON, 2013). A IM tem sido utilizada em diversas aplicações em ICM-m, por exemplo ORTNER *et al.* (2012) desenvolveram um sistema de realimentação visual para auxílio à reabilitação de pacientes com patologia neurológica que lhes mostra quando está imaginando a tarefa motora com a mão direita ou esquerda.

A utilização de IM juntamente com a ICM-m pode aumentar os ganhos durante o processo de reabilitação de pacientes com problemas neurológicos. O uso de IM tem a capacidade de ativar o processo de plasticidade neural e a utilização de sistemas de ICM-m possui um fator motivador ao paciente o que pode não estar presente quando o mesmo tenta e não consegue realizar com o membro afetado um movimento (PAZ *et al.*, 2012; SHARMA *et al.*, 2009; TEO; CHEW, 2014).

PAZ *et al.* (2012) detectaram incremento da potência do potencial relacionado ao evento após treinamento com IM. Autores relatam que estas alterações podem indicar um aumento na atividade de uma maior na população neuronal para a realização de uma determinada tarefa motora sugerindo uma reorganização cortical (PFURTSCHELLER; LOPES DA SILVA, 1999). Já STECKLOW *et al.* (2007) demonstraram que indivíduos que possuem maior grau de treinamento para certa tarefa motora possuem menor atividade na banda alfa do que aqueles que são destreinados para tal.

Assim o uso da IM para criação de ICM-m com iteração humano-robô é justificável pois além de partilhar as mesmas redes neuronais que os movimentos realmente executados pelos indivíduos ainda podem servir de treinamento para aqueles que possuem algum tipo de acometimento do sistema nervoso central a fim de reabilitação motora e melhora da qualidade de vida.

Os sinais de EEG são muito utilizados para a criação de ICM-m, porém sua aplicação tem se restringido a sistemas que recebem apenas informação de início e fim de movimento, por exemplo quando os sinais são processado com uso das técnicas ERD/ERS (LANA *et al.*, 2013, 2015; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009). Outros estudos utilizaram a conectividade cerebral aplicada a MEG para distinguir lateralidade quando o indivíduo estava em repouso, conseguindo acurácia de 86,2%, mas este método de aquisição de sinais tornaria a ICM-m restrita a ambientes clínicos. O

presente estudo propôs o uso de sinais de EEG, pois sua aquisição pode utilizar sistemas compactos de uso clínico, mas com a intenção de fornecer ao usuário maior controle da ICM-m, podendo ele controlar tarefas motoras com maior grau de liberdade. Para tal, o presente trabalho propôs o uso da PDC para cálculo da conectividade cerebral, e demonstrou-se que o fluxo de informação é capaz de discriminar diferentes tarefas motoras imaginadas em um segmento articular durante interação com uma ICM-m.

Os resultados obtidos no presente trabalho mostram que as derivações centrais e contralaterais foram as que obtiveram diferença estatística significativa, no fluxo de informação, entre as tarefas motoras imaginadas. Este resultado vai ao encontro da maior atividade cerebral contralateral observada em movimento dos membros superior e inferior. Tarefas motoras imaginadas com o membro direito possuem atividade cortical à esquerda (PAZ *et al.*, 2012; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009; POOL *et al.*, 2015).

A derivação Cz, posicionada na região média e central do escalpo, capta grande parte da atividade da área motora suplementar responsável pela atenção durante a preparação da tarefa e transferência de fluxo de informação logo após se iniciar a execução da mesma, assim conforme dito por HAMED *et al.* (2016) é esperado, logo após o aviso de início da execução da tarefa um aumento no fluxo de informação da derivação Cz para as derivações posicionadas sobre as áreas sensório motoras (C3 e C4).

HASHIMOTO & USHIBA (2013) demonstraram, em seu estudo com 9 participantes saudáveis que realizaram 40 tarefas motoras com os membros inferiores (20 com o membro direito e 20 com o membro esquerdo), que a atividade cortical das tarefas motoras realizadas no lado direito do corpo ocorrem nas derivações à esquerda, já as tarefas motoras executadas no lado esquerdo tem suas atividades corticais captadas pelas derivações à direita do escalpo.

Mas alguns autores relatam a participação de ambos os hemisférios na imaginação de tarefas motoras, independentemente da lateralidade do indivíduo, ou de qual membro este está executando a tarefa (HAMED *et al.*, 2016; MUTHA *et al.*, 2012; SPIEGLER *et al.*, 2004). Estes estudos relatam que ao nível de preparação da tarefa, responsabilidade da área motora suplementar, existe uma difusão do fluxo de informação principalmente a partir de Cz para ambos os hemisférios cerebrais, porém após iniciada a tarefa, IM da tarefa motora, esta interconexão se desfaz predominando o lado que possui maior representação da estrutura corporal estimulada.

MUTHA *et al.* (2012) propõem que ambos os hemisférios participam dos movimentos nos segmentos corporais, com tarefas diferentes, onde o hemisfério esquerdo seria responsável pelo planejamento e coordenação das ações e o hemisfério direito pela execução das tarefas e decisão de início e fim de movimento, justificando o fato de alguns voluntários do presente estudo terem apresentado maior fluxo de informação nas derivações a direita do escalpo o que poderia ser considerado em discordância com a literatura.

Vale salientar também que a região frontal se conecta a região central quando há execução de uma tarefa motora, STAVRINO *et al.* (2007) detectou fluxo de informação entre estas derivações ao avaliar a imaginação do movimento do dedo da mão direita. O presente estudo também conseguiu detectar este fluxo de informação entre as regiões citadas anteriormente, onde o fluxo de informação de Cz→Fz, Cz→F3 e Fz→C3 demonstraram diferença estatística significativa entre as tarefas imaginadas.

Simultaneamente à implementação de caracterização do fluxo de informação dos sinais cerebrais em sistemas não invasivos para implementação de ICM-m, existe grande necessidade do estudo de classificadores que sejam capazes de identificar os padrões gerados pelas técnicas de conectividade funcional. O LDA tem-se mostrado com melhor desempenho para ICMs. YONG & MENON (2015) combinando potência logarítmica de banda (BP da banda de frequência de 7 a 20 Hz) e LDA classificaram com 66,9% de acurácia movimentos imaginados em um mesmo membro, o estudo foi realizado com 12 voluntários que foram orientados a imaginar tarefas motoras de flexão de cotovelo e preensão palmar. KOŁODZIEJ *et al.* (2012) orientaram os voluntários a imaginarem movimentos com o membro superior direito, ou esquerdo ou realizassem tarefa não motora. Os autores demonstraram que é possível obter resultados positivos na distinção de tarefas motoras imaginadas com uso da densidade espectral de potência em combinação com a classificação por meio da LDA (erro máximo obtido de 9%). O presente estudo propôs a PDC em combinação com a LDA obtendo acurácia de 75% em tarefas motoras diferentes imaginadas em um mesmo segmento articular (flexão e extensão de cotovelo).

Assim, os achados do presente estudo indicam a possibilidade do desenvolvimento de ICM-m que consiga distinguir tarefas motoras diferentes que são imaginadas em um mesmo segmento articular, aumentando a independência do indivíduo no controle da ICM-m.

Apesar disto, o uso de sistemas não invasivos torna o desenvolvimento das ICM-m complexo, pois a relação sinal/ruído dos sistemas de aquisição não invasivos e sua resolução espacial são baixas sendo necessário um número grande de trecho de sinal para uma boa classificação. YONG & MENON (2015) utilizaram 20 trechos de cada tarefas para obter seu resultados bem como HASHIMOTO & USHIBA (2013) . Este fato pode justificar a diminuição da acurácia obtida quando, neste estudo, o classificador foi treinado e testado com características extraídas com um número menor de trechos (15 trechos para treinamento e em torno de 10 trechos para teste). Assim, é necessário o estudo de outras técnicas de extração de características e classificação que consigam distinguir corretamente as tarefas motoras com um número menor de trechos de EEG conforme sugere BILLINGER *et al.* (2013).

A banda alfa possui grande relação com a execução de tarefas motoras, vários autores na literatura conseguiram detectar alterações nos parâmetros de potência e coerência desta banda de frequência durante tarefas motoras efetivamente executadas ou imaginadas (GUDIÑO-MENDOZA *et al.*, 2016; LANA *et al.*, 2015; PAZ *et al.*, 2012; SANTOS FILHO *et al.*, 2009). Durante a IM de uma tarefa motora é descrito na literatura que existe uma dessincronização (ERD) da banda alfa no lado contralateral. A ERD foi utilizada como disparo para uma ICM-m que possuía uma programação de uma tarefa específica (GUDIÑO-MENDOZA *et al.*, 2016; LANA *et al.*, 2015; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009). Além disto, STECKLOW *et al.* (2007) comprovaram que existe uma relação entre o treinamento de uma tarefa específica e o espectro de potência desta banda comprovando a grande relação entre a banda alfa e a imaginação de uma tarefa motora. Contudo esta não é a única banda de frequência que possui relação com tarefas motoras imaginadas ou executadas. As bandas, beta, gama e delta também são citadas na literatura por possuírem relação direta com a execução e aprendizado, respectivamente, de um movimento corporal (LANA *et al.*, 2015; PAZ *et al.*, 2012; PFURTSCHELLER; SOLIS-ESCALANTE, 2009; SILVA *et al.*, 2014, 2015). Porém, com a ERD da banda alfa e beta não foi possível discriminar os movimentos de flexão e extensão do cotovelo (LANA *et al.*, 2015). Assim, existe a necessidade de um maior estudo da conectividade cerebral com outras bandas de frequência, a fim de determinar as bandas mais indicadas para a criação de uma ICM-m baseado no fluxo de informação funcional com base no EEG.

Referências Bibliográficas

ALBO, Z.; DI PRISCO, G. V.; CHEN, Y.; et al. Is partial coherence a viable technique for identifying generators of neural oscillations? **Biological Cybernetics**, v. 90, n. 5, p. 318–326, maio 2004.

BABILONI, C.; INFARINATO, F.; MARZANO, N.; et al. Intra-hemispheric functional coupling of alpha rhythms is related to golfer's performance: A coherence EEG study. **International Journal of Psychophysiology**, v. 82, n. 3, p. 260–268, dez. 2011.

BACCALÁ, L. A.; SAMESHIMA, K. Partial directed coherence: a new concept in neural structure determination. **Biological cybernetics**, v. 84, n. 6, p. 463–474, jun. 2001.

BILLINGER, M.; BRUNNER, C.; SCHERER, R.; et al. Estimating Brain Connectivity from Single-Trial EEG Recordings. **Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik**, 7 set. 2013.

BOUSSAOUD, D.; TANNÉ-GARIÉPY, J.; WANNIER, T.; et al. Callosal connections of dorsal versus ventral premotor areas in the macaque monkey: a multiple retrograde tracing study. **BMC Neuroscience**, v. 6, n. 1, p. 67, 25 nov. 2005.

CARTER, A. R.; ASTAFIEV, S. V.; LANG, C. E.; et al. Resting interhemispheric functional magnetic resonance imaging connectivity predicts performance after stroke. **Annals of Neurology**, v. 67, n. 3, p. 365–375, 2010.

COLLINGER, J. L.; WODLINGER, B.; DOWNEY, J. E.; et al. High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia. **Lancet**, v. 381, n. 9866, p. 557–564, 16 fev. 2013.

DE VICO FALLANI, F.; PICHIORRI, F.; MORONE, G.; et al. Multiscale topological properties of functional brain networks during motor imagery after stroke. **NeuroImage**, v. 83, p. 438–449, dez. 2013.

FALCÃO, I. V.; CARVALHO, E. M. F. DE; BARRETO, K. M. L.; et al. Early cerebrovascular accident: implications in working-age adults assisted by the Brazilian Public Health System. **Revista Brasileira de Saúde Materno Infantil**, v. 4, n. 1, p. 95–101, mar. 2004.

FARMER, S. E.; DURAIRAJ, V.; SWAIN, I.; et al. Assistive Technologies: Can They Contribute to Rehabilitation of the Upper Limb After Stroke? **Archives of Physical Medicine and Rehabilitation**, v. 95, n. 5, p. 968–985, maio 2014.

FRISTON, K. J. Functional and effective connectivity: a review. **Brain connectivity**, v. 1, n. 1, p. 13–36, 2011.

GAETZ, W.; LIU, C.; ZHU, H.; et al. Evidence for a motor gamma-band network governing response interference. **NeuroImage**, v. 74, p. 245–253, 1 jul. 2013.

GAREIS, I. E.; ACEVEDO, R. C.; ATUM, Y. V.; et al. **Determination of an optimal training strategy for a BCI classification task with LDA2011** 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER). **Anais...** In: 2011 5TH

INTERNATIONAL IEEE/EMBS CONFERENCE ON NEURAL ENGINEERING (NER). abr. 2011

GERSCH, W.; GODDARD, G. V. Epileptic focus location: spectral analysis method. **Science (New York, N.Y.)**, v. 169, n. 3946, p. 701–702, 14 ago. 1970.

GOMES, M. DA M.; BELLO, H. **ELETROENCEFALOGRAFIA - FUNDAMENTOS**. 1ª ed. [s.l.] Revinter, 2008.

GRANGER, C. W. J. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. **Econometrica**, v. 37, n. 3, p. 424–438, 1 ago. 1969.

GREGG, M.; HALL, C.; BUTLER, A. The MIQ-RS: A Suitable Option for Examining Movement Imagery Ability. **Evidence-based Complementary and Alternative Medicine : eCAM**, v. 7, n. 2, p. 249–257, jun. 2010.

GUDIÑO-MENDOZA, B.; SANCHEZ-ANTE, G.; ANTELIS, J. M. Detecting the Intention to Move Upper Limbs from Electroencephalographic Brain Signals. **Computational and Mathematical Methods in Medicine**, v. 2016, p. 1–11, 2016.

GUILLOT, A.; MOSCHBERGER, K.; COLLET, C. Coupling movement with imagery as a new perspective for motor imagery practice. **Behavioral and brain functions: BBF**, v. 9, p. 8, 2013.

GÜRKAN, G.; AKAN, A.; SEYHAN, T. Ö. Analysis of brain connectivity changes after propofol injection by generalized partial directed coherence. **Digital Signal Processing**, v. 25, p. 156–163, fev. 2014.

HAMEDI, M.; SALLEH, S.-H.; NOOR, A. M. Electroencephalographic Motor Imagery Brain Connectivity Analysis for BCI: A Review. **Neural Computation**, v. 28, n. 6, p. 999–1041, jun. 2016.

HASHIMOTO, Y.; USHIBA, J. EEG-based classification of imaginary left and right foot movements using beta rebound. **Clinical Neurophysiology**, v. 124, n. 11, p. 2153–2160, nov. 2013.

HÖHNE, J.; BARTZ, D.; HEBART, M. N.; et al. Analyzing neuroimaging data with subclasses: A shrinkage approach. **NeuroImage**, v. 124, n. Pt A, p. 740–751, 1 jan. 2016.

IZENMAN, A. J. Linear Discriminant Analysis. In: **Modern Multivariate Statistical Techniques**. Springer Texts in Statistics. [s.l.] Springer New York, 2013. p. 237–280.

KIM, T. Pattern Recognition Using Artificial Neural Network: A Review. In: BANDYOPADHYAY, S. K.; ADI, W.; KIM, T.; et al. (Eds.). **Information Security and Assurance**. Communications in Computer and Information Science. [s.l.] Springer Berlin Heidelberg, 2010. p. 138–148.

KLEIM, J. A.; JONES, T. A. Principles of Experience-Dependent Neural Plasticity: Implications for Rehabilitation After Brain Damage. **Journal of Speech Language and Hearing Research**, v. 51, n. 1, p. S225, 1 fev. 2008.

KOŁODZIEJ, M.; MAJOWSKI, A.; RAK, R. J. Linear discriminant analysis as EEG features reduction technique for brain-computer interfaces. **ResearchGate**, 1 jan. 2012.

KORZENIEWSKA, A.; MAŃCZAK, M.; KAMIŃSKI, M.; et al. Determination of information flow direction among brain structures by a modified directed transfer function (dDTF) method. **Journal of Neuroscience Methods**, v. 125, n. 1–2, p. 195–207, 30 maio 2003.

LAMEIRA, A. P.; GUIMARÃES-SILVA, S.; FERREIRA, F. M.; et al. Postura da mão e imagética motora: um estudo sobre reconhecimento de partes do corpo. **Brazilian Journal of Physical Therapy**, v. 12, n. 5, p. 379–385, out. 2008.

LANA, E. P.; ADORNO, B. V.; TIERRA-CRIOLLO, C. J. **An ERD/ERS analysis of the relation between human arm and robot manipulator movements** Biosignals and Biorobotics Conference (BRC), 2013 ISSNIP. **Anais...** In: BIOSIGNALS AND BIROBOTICS CONFERENCE (BRC), 2013 ISSNIP. 2013

LANA, E. P.; ADORNO, B. V.; TIERRA-CRIOLLO, C. J.; et al. Detection of movement intention using EEG in a human-robot interaction environment. **Research on Biomedical Engineering**, v. 31, n. 4, p. 285–294, dez. 2015.

LI, X.; ONG, S.-H.; PAN, Y.; et al. **Connectivity pattern modeling of motor imagery EEG** 2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB). **Anais...** In: 2013 IEEE SYMPOSIUM ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE, COGNITIVE ALGORITHMS, MIND, AND BRAIN (CCMB). 2013

MACHADO, A. **Neuroanatomia Funcional**. 2^a ed. Brasil: Atheneu, 2004.

MARTINEZ, A. M.; KAK, A. C. PCA versus LDA. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 23, n. 2, p. 228–233, fev. 2001.

MCLACHLAN, G. **Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition**. 1. ed. USA: Wiley, 2004.

MELLEM, M. S.; FRIEDMAN, R. B.; MEDVEDEV, A. V. Gamma- and theta-band synchronization during semantic priming reflect local and long-range lexical–semantic networks. **Brain and Language**, 12 mar. 2013.

MIDDLETON, F. A.; STRICK, P. L. Basal ganglia and cerebellar loops: motor and cognitive circuits. **Brain research. Brain research reviews**, v. 31, n. 2–3, p. 236–250, mar. 2000.

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; SIMPSON, D. M.; INFANTOSI, A. F. C. ESTUDO DA FUNÇÃO DE COERÊNCIA APLICADA A SINAIS EEG. **RBE**, v. 10, n. 2, 1994.

MUTHA, P. K.; HAALAND, K. Y.; SAINBURG, R. L. THE EFFECTS OF BRAIN LATERALIZATION ON MOTOR CONTROL AND ADAPTATION. **Journal of motor behavior**, v. 44, n. 6, p. 455–469, nov. 2012.

OMIDVARNIA, A.; MESBAH, M.; O'TOOLE, J. M.; et al. **Analysis of the time-varying cortical neural connectivity in the newborn EEG: A time-frequency**

approachSystems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA), 2011 7th International Workshop on. **Anais...2011**Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5931445>. Acesso em: 3 dez. 2013

ORTNER, R.; IRIMIA, D.-C.; SCHARINGER, J.; et al. A motor imagery based brain-computer interface for stroke rehabilitation. **Studies in Health Technology and Informatics**, v. 181, p. 319–323, 2012.

PAZ, C. C. DOS S. C. **Prática mental orientada a tarefas funcionais na recuperação de indivíduos com acidente vascular encefálico**. Tese de Doutorado. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.ufmg.br/dspace/handle/1843/BUOS-8VWK6H>>. Acesso em: 11 dez. 2013.

PAZ, C. C. DOS S. C.; ERAZO-COSTA, F.; SANTOS FILHO, S. A.; et al. The acute influence of mental practice on cortical delta oscillations: a pilot study. **Revista Brasileira de Engenharia Biomédica**, v. 28, n. 4, p. 375–386, dez. 2012.

PFURTSCHELLER, G.; LOPES DA SILVA, F. H. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. **Clinical Neurophysiology**, v. 110, n. 11, p. 1842–1857, 1 nov. 1999.

PFURTSCHELLER, G.; SOLIS-ESCALANTE, T. Could the beta rebound in the EEG be suitable to realize a “brain switch”? **Clinical Neurophysiology**, v. 120, n. 1, p. 24–29, jan. 2009.

PICHIORRI, F.; MORONE, G.; PETTI, M.; et al. Brain-computer interface boosts motor imagery practice during stroke recovery. **Annals of Neurology**, v. 77, n. 5, p. 851–865, maio 2015.

POOL, E.-M.; REHME, A. K.; EICKHOFF, S. B.; et al. Functional resting-state connectivity of the human motor network: Differences between right- and left-handers. **NeuroImage**, v. 109, p. 298–306, 1 abr. 2015.

POOL, E.-M.; REHME, A. K.; FINK, G. R.; et al. Network dynamics engaged in the modulation of motor behavior in healthy subjects. **NeuroImage**, v. 82, p. 68–76, 15 nov. 2013.

POWERS, D. Evaluation: From precision, recall and f-measure to roc., informedness, markedness & correlation. **Journal of Machine Learning Technologies**, v. 2, n. 1, p. 37–63, 2011.

ROSSO, C.; VALABREGUE, R.; ATTAL, Y.; et al. Contribution of Corticospinal Tract and Functional Connectivity in Hand Motor Impairment after Stroke. **PLoS ONE**, v. 8, n. 9, p. e73164, 27 set. 2013.

SANTOS FILHO, S.; TIERRA-CRIOLLO, C.; SOUZA, A.; et al. Magnitude Squared of Coherence to Detect Imaginary Movement. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, v. 2009, n. 1, p. 534536, 2009.

SHARMA, N.; BARON, J.-C. Does motor imagery share neural networks with executed movement: a multivariate fMRI analysis. **Frontiers in Human Neuroscience**, v. 7, p. 564, 2013.

SHARMA, N.; BARON, J.-C.; ROWE, J. B. Motor imagery after stroke: Relating outcome to motor network connectivity. **Annals of Neurology**, v. 66, n. 5, p. 604–616, 2009.

SILVA, A.; MIRANDA DE SÁ, A.; TIERRA-CRIOLLO, C. Identificação da direção do fluxo de informação no EEG para movimentos do cotovelo durante interação humano robô. **Identificação da direção do fluxo de informação no EEG para movimentos do cotovelo durante interação humano robô**, CBEB 2014 XXIV CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA BIOMEDICA. v. 1, p. 2337–2340, 2014.

SILVA, A. S. T.; SÁ, A. M. F. L. M. DE; TIERRA-CRIOLLO, C. J. Functional Connectivity during Elbow Movements: Comparison between Motor and Non-motor Task. In: LACKOVIĆ, I.; VASIC, D. (Eds.). . **6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering**. IFMBE Proceedings. [s.l.] Springer International Publishing, 2015. p. 938–941.

SMITS-ENGELSMAN, B. C. M.; WILSON, P. H. Age-related changes in motor imagery from early childhood to adulthood: Probing the internal representation of speed-accuracy trade-offs. **Human Movement Science**, 16 nov. 2012.

SPIEGLER, A.; GRAIMANN, B.; PFURTSCHELLER, G. Phase coupling between different motor areas during tongue-movement imagery. **Neuroscience Letters**, v. 369, n. 1, p. 50–54, 7 out. 2004.

STAVRINOU, M. L.; MORARU, L.; CIMPONERIU, L.; et al. Evaluation of cortical connectivity during real and imagined rhythmic finger tapping. **Brain Topography**, v. 19, n. 3, p. 137–145, 2007.

STECKLOW, M. V.; INFANTOSI, A. F. C.; CAGY, M. Changes in the electroencephalogram alpha band during visual and kinesthetic motor imagery. **Arquivos de Neuro-Psiquiatria**, v. 65, n. 4A, p. 1084–1088, dez. 2007.

STINEAR, C. M.; BYBLOW, W. D.; STEYVERS, M.; et al. Kinesthetic, but not visual, motor imagery modulates corticomotor excitability. **Experimental brain research. Experimentelle Hirnforschung. Expérimentation cérébrale**, v. 168, n. 1–2, p. 157–164, jan. 2006.

TEO, W.-P.; CHEW, E. Is motor-imagery brain-computer interface feasible in stroke rehabilitation? **PM & R: the journal of injury, function, and rehabilitation**, v. 6, n. 8, p. 723–728, ago. 2014.

TIERRA-CRIOLLO, C. J. **Monitorização objetiva da resposta à estimulação somato-sensitiva utilizando parâmetros espectrais**. COPPE: UFRJ, 2001.

UBEDA, A.; IANEZ, E.; BADESA, J.; et al. **Control strategies of an assistive robot using a Brain-Machine Interface** 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). **Anais...** In: 2012 IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS (IROS). 2012

WOLPAW, J. R.; BIRBAUMER, N.; MCFARLAND, D. J.; et al. Brain-computer interfaces for communication and control. **Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology**, v. 113, n. 6, p. 767–791, jun. 2002.

YONG, X.; MENON, C. EEG Classification of Different Imaginary Movements within the Same Limb. **PLoS ONE**, v. 10, n. 4, 1 abr. 2015.