



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

“JULIO DE MESQUITA FILHO”

Câmpus de Ilha Solteira - SP

PAULO BRONIERA JUNIOR

INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR ALIADA À
ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA FUNCIONAL E DETECÇÃO DE
FADIGA NEUROMUSCULAR POR MMG APLICADA AO
CONTROLE MUSCULAR ISOMÉTRICO EM PESSOAS COM
LESÃO MEDULAR COMPLETA

Ilha Solteira

2021

PAULO BRONIERA JUNIOR

INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR ALIADA À
ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA FUNCIONAL E DETECÇÃO DE
FADIGA NEUROMUSCULAR POR MMG APLICADA AO
CONTROLE MUSCULAR ISOMÉTRICO EM PESSOAS COM
LESÃO MEDULAR COMPLETA

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Ilha Solteira - UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Especialidade: Automação.

Prof. Dr. Marcelo Carvalho Minhoto Teixeira
Orientador

Ilha Solteira

2021

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

B869i Broniera Junior, Paulo.
Interface cérebro computador aliada à estimulação elétrica funcional e detecção de fadiga neuromuscular por MMG aplicada ao controle muscular isométrico em pessoas com lesão medular completa / Paulo Broniera Junior. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2021
73 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2021

Orientador: Marcelo Minhoto Carvalho Teixeira
Inclui bibliografia

1. Interface cérebro computador. 2. Eletroencefalografia. 3. Estimulação elétrica funcional. 4. Mecanomiografia. 5. Lesão medular completa.

Raiane da Silva Santos
Raiane da Silva Santos

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: INTERFACE CÉREBRO COMPUTADOR ALIADA À ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA FUNCIONAL E DETECÇÃO DE FADIGA NEUROMUSCULAR POR MMG APLICADA AO CONTROLE MUSCULAR ISOMÉTRICO EM PESSOAS COM LESÃO MEDULAR COMPLETA

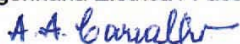
AUTOR: PAULO BRONIERA JUNIOR

ORIENTADOR: MARCELO CARVALHO MINHOTO TEIXEIRA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: Automação pela Comissão Examinadora:

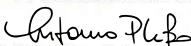


Prof. Dr. MARCELO CARVALHO MINHOTO TEIXEIRA (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP



Prof. Dr. APARECIDO AUGUSTO DE CARVALHO (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP

Prof. Dr. MARCELO AUGUSTO ASSUNÇÃO SANCHES (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP



Prof. Dr. ANTONIO PADILHA LANARI BO (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade de Brasília



Prof. Dr. GUILHERME NUNES NOGUEIRA NETO (Participação Virtual)
Departamento de Pós Graduação em Tecnologia em Saúde / Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Escola Politécnica

Ilha Solteira, 01 de fevereiro de 2021

*Dedico essa obra à minha família, em especial a minha esposa Gabriela e minha filha Alice,
por todo amor, apoio, confiança e incentivo em todos os momentos.*

AGRADECIMENTOS

Certamente estes parágrafos não irão atender a todas as pessoas que fizeram parte dessa importante fase de minha vida. Portanto, desde já peço desculpas àquelas que não estão presentes entre essas palavras, mas elas podem estar certas que fazem parte do meu pensamento e de minha gratidão.

Agradeço a Deus por ter colocado em meu caminho os desafios que enfrentei, pois só assim tive a real noção das minhas capacidades, agradeço também aos meus pais Paulo e Nelma e meus irmãos Alessandra e Valdinei, que pela fé depositada nas minhas vontades me ensinaram a ter fé em mim mesmo, e principalmente fé em Deus.

Não completamos tarefas sozinhos pois necessitamos quem nos ensinem e felizes são aqueles que transferem o que sabem, aos professores que pacientemente se colocaram a disposição, obrigado! Ao Prof^o. Dr. Eddy Krueger, que gentilmente me recebeu como "orientado" e membro do Laboratório de Engenharia Neural e Reabilitação - LENeR, obrigado pelos conselhos, paciência, companheirismo, direcionamentos e ensinamentos, os quais serão lembrados por toda a minha caminhada. Ao meu orientador Prof^o. Dr. Marcelo Teixeira pelos ensinamentos, oportunidade e confiança que foram de extrema importância para realização deste trabalho.

Ao Prof. Dr. André Eugênio Lazzaretti, colega de trabalho no LENeR e professor da UTFPR-CT, que nos cedeu o hardware OpenBCI, bem como acompanhou e colaborou no desenvolvimento das pesquisas. Ao Prof. Dr. Daniel Campos, também colega de pesquisa do LENeR e professor da UTFPR-AP, pela colaboração nas pesquisas, formatação dos resultados e construção das figuras utilizadas nesta tese.

A todos os colegas e voluntários que passaram pelo LENeR, compartilhamos bons momentos, em especial Alex, Agnaldo e William Bispo.

Ao meu Cunhado Victor Medeiros Pierote que colaborou com a construção da estrutura mecânica utilizada nos ensaios.

Aos professores da Universidade Estadual de Londrina (UEL). Prof. Dr. Márcio Covacic e Prof. Dr. Ruberlei Gaino pela indicação e acompanhamento inicial dos trabalhos.

Agradeço ainda as contribuições ao trabalho do Prof^o. Dr. Aparecido Augusto de Carvalho e Prof^o. Dr. Marcelo Augusto Assunção Sanches presentes nas bancas das disciplinas de estudos especiais, qualificação e defesa.

Por fim e mais importante, agradeço a minha esposa Gabriela! Lembro-me que foi a primeira a concordar simplesmente com a minha vontade de tentar, abrindo mão de suas coisas para que eu pudesse conquistar as minhas, muitíssimo obrigado!

Este trabalho também contou com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq - processos números 151210/2018-7, 314241/2018-3, 312170/2018-1 e 309872 2018-9 e parcialmente financiado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código Financeiro 001, Fundação Araucária (FA) e pela Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP).

*“Deus nos concede, a cada dia,
uma página de vida nova no livro do tempo.
Aquilo que colocarmos nela,
corre por nossa conta.”*

Chico Xavier

RESUMO

Pessoas com lesão medular (LM) podem ter seus músculos paralisados ativados por estimulação elétrica funcional (FES). Esta ferramenta de neuro modulação não invasiva é importante para induzir neuroplasticidade ou durante o controle de movimentos em neuropróteses. A literatura mostra que a integração da interface cérebro-computador (BCI) com a estimulação elétrica funcional (FES) tem um potencial promissor na área de reabilitação. A eletroencefalografia (EEG) é capaz de abstrair as intenções dos movimentos por meio de imagética motora, acionando a FES. Esta pesquisa apresenta um sistema de controle neuromuscular isométrico do músculo quadríceps, ativado por EEG. Além disso, é proposta a detecção da fadiga neuromuscular por meio da técnica da mecanomiografia (MMG), utilizada para desligamento do sistema. Um estudo piloto foi testado com um voluntário com paraplegia crônica de 42 anos (sem contração voluntária abaixo do nível da lesão T8). Para tanto, o procedimento de treinamento dos sinais de EEG foi dividido nas fases de calibração e feedback. Na primeira fase, quatro canais de EEG e o classificador Linear Discriminant Analysis (LDA) foram usados para classificar entre a imagética motora da perna direita e repouso. A precisão máxima obtida durante esta etapa foi de 77 %. Na fase de feedback, o voluntário conseguiu ativar a FES por meio do BCI em todos os testes avaliados. O controle de força em malha fechada foi testado com o *setpoint* de 2kgf e 2,5kgf e mostrou-se estável, desligando com sucesso a FES usando o limiar de fadiga do sinal MMG.

Palavras-chave: Interface cérebro computador. Eletroencefalografia. Estimulação elétrica funcional. Mecanomiografia. Lesão medular completa.

ABSTRACT

People with spinal cord injury (SCI) can have their paralyzed muscles activated through functional electrical stimulation (FES). This non-invasive neuromodulation tool is important to induce neuroplasticity or during movement control in neuroprosthesis. The literature shows that the integration of the brain-computer interface (BCI) with functional electrical stimulation (FES) has promising potential in the area of rehabilitation. Electroencephalography (EEG) is able to abstract movements intentions through motor imagery, triggering FES. This research presents an isometric neuromuscular control system of the quadriceps muscle, activated by EEG. Additionally, the detection of neuromuscular fatigue through the mechanomyography (MMG) technique is proposed, which is used to shut-off the system. A pilot study was tested with a chronic 42-years-old paraplegic (no voluntary contraction below the lesion level T8) volunteer. To do so, the training procedure for EEG signals was divided into the calibration and feedback phases. In the first phase, four EEG channels and the Linear Discriminant Analysis (LDA) classifier were used to classify between motor imagery of the right leg and remain at rest. The maximum accuracy obtained during this stage was 77%. In the feedback phase, the volunteer was able to connect FES through BCI in all evaluated tests. The closed-loop force control was tested with the setpoint of 2kgf and 2.5kgf and proved to be stable, successfully turning off the FES using the fatigue threshold from the MMG signal.

Keywords: Brain-computer interface. Electroencephalography. Functional electrical stimulation. Mechanomyography. Spinal cord injury.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Posicionamento dos eletrodos de EEG superficial: (a) posições gerais. (b) Posição de fixação utilizada nesta tese.	19
Figura 2	Etapas de processamento, extração de característica e classificação dos sinais de EEG em um sistema BCI.	21
Figura 3	Configuração dos equipamentos e procedimentos técnicos durante os protocolos.	32
Figura 4	Precisão dos classificadores. Estimulação elétrica em 20 Hz, 35 Hz e 50 Hz. .	37
Figura 5	Análise estatística utilizando o método <i>d</i> de Cohen.	38
Figura 6	Instante de extensão máxima eletricamente estimulada.	44
Figura 7	Visão geral do protocolo de fadiga	46
Figura 8	Protocolo experimental para obtenção da curva de identificação de malha aberta. 48	
Figura 9	Protocolo de treinamento de classificadores usando sinais de EEG.	50
Figura 10	Fase de Feedback	51
Figura 11	Visão geral da fase de feedback.	53
Figura 12	Resultados do Ensaio 1.	54
Figura 13	Resultados do Ensaio 2.	55
Figura 14	Vista da IHM do estimulador elétrico desenvolvido.	72
Figura 15	Diagrama em blocos do estimulador elétrico.	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Participantes selecionados	30
Tabela 2	Comparação com trabalhos correlatos	39
Tabela 3	Participante selecionado	43
Tabela 4	Classificação do estágio de treinamento EEG	52
Tabela 5	Comparações com trabalhos relacionados à interface EEG-FES.	56

LISTA DE ABREVIações E SIGLAS

AROM	<i>Active Range of Motion</i>
BCI	<i>Brain-Computer Interfaces</i>
CSP	<i>Common spatial pattern</i>
CPCA	<i>Class-Wise Principal Component Analysis</i>
EEG	Elektroencefalografia
EMEE	Extensão Máxima Elettricamente Estimulada
FES	Estimulação Elétrica Funcional
LDA	<i>Linear discriminant analysis</i>
LFP	<i>Local Field Potentials</i>
LM	Lesão Medular
MMG	Mecanomiografia
MLP	<i>Multi Layer Perceptron</i>
MUA	<i>Multi-Unit Activity</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SUA	<i>Single-Unit Activity</i>
SSVEP	<i>Steady-State Visual Evoked Potential</i>
SPI	<i>Serial Peripheral Interface</i>
VRPN	interface de Rede Periférica de Realidade Virtual
PI	Proporcional integral
MRCP	<i>Movement Related Cortical Potential</i>
DTI	<i>Diffusion Tensor Imaging</i>
TA	Tibial Anterior
MEP	Potencial Evocado Motor
PN	Pico Negativo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	OBJETIVOS	16
1.1.1	Objetivo geral	16
1.1.2	Objetivos Específicos	16
1.2	ORGANIZAÇÃO DA TESE	17
2	ASPECTOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS BCI-FES NA REABILITAÇÃO DE MEMBROS INFERIORES	18
2.1	INTERFACES CÉREBRO COMPUTADOR	18
2.1.1	Classificação de padrões dos sinais de EEG de membros inferiores	20
2.2	SISTEMAS BCI ALIADO À ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA FUNCIONAL	22
2.3	LIMITAÇÕES DOS SISTEMAS BCI-FES	27
2.4	CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO	28
3	INFLUÊNCIA DA REDUÇÃO DOS CANAIS DE EEG NA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGÉTICA MOTORA DE MEMBROS INFERIORES DURANTE A ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA EM INDIVÍDUOS SAUDÁVEIS E COM PARAPLEGIA	29
3.1	MATERIAIS E MÉTODOS	29
3.1.1	Participantes	29
3.1.1.1	<i>CrITÉRIOS de inclusão de voluntários hígidos (H)</i>	29
3.1.1.2	<i>CrITÉRIOS de inclusão de voluntários com paraplegia (P)</i>	30
3.1.1.3	<i>CrITÉRIOS de exclusão</i>	30
3.1.1.4	<i>Participantes Seleccionados</i>	30
3.1.2	Posicionamento dos canais de EEG	31
3.1.3	Aquisição EEG	31
3.1.4	Protocolo de imagética motora	31
3.1.5	Estimulação Elétrica	32
3.1.6	Filtragem espacial e classificação dos padrões	33
3.1.6.1	<i>Filtragem espacial</i>	33
3.1.6.2	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	35
3.1.6.3	<i>Redes neurais artificiais</i>	35

3.1.6.4	<i>Linear Discriminant Analysis (LDA)</i>	35
3.1.7	Análise estatística	36
3.2	RESULTADOS E DISCUSSÕES	36
3.3	COMPARAÇÃO DA PESQUISA COM TRABALHOS CORRELATOS	39
3.4	CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO	40
4	INTERFACE CÉREBRO MÁQUINA ALIADA A FES E DETECÇÃO DE FADIGA NEUROMUSCULAR APLICADA AO CONTROLE MUSCULAR ISOMÉTRICO	42
4.1	PROJETO PILOTO	42
4.1.1	Escolha do Voluntário	42
4.1.1.1	<i>CrITÉrios de inclusão</i>	42
4.1.1.2	<i>CrITÉrios de exclusão</i>	43
4.1.1.3	<i>Participantes Seleccionados</i>	43
4.1.2	Parâmetros da estimulação elétrica	43
4.1.3	Sensores	44
4.1.4	Aquisição de dados para sensores EEG e MMG	45
4.1.4.1	<i>Pré-processamento de sinais EEG e MMG</i>	45
4.1.4.2	<i>Protocolo de Fadiga</i>	46
4.1.4.3	<i>Controle de força em malha fechada</i>	47
4.1.4.4	<i>Identificação e sintonia dos controladores</i>	47
4.1.4.5	<i>Obtenção dos ganhos do controlador</i>	47
4.1.5	Procedimento de treinamento para sinais de EEG	49
4.1.5.1	<i>Fase de calibração do sistema</i>	50
4.1.5.2	<i>Extração de características e Classificação de padrões</i>	50
4.1.5.3	<i>Fase de feedback</i>	51
4.2	RESULTADOS	52
4.2.1	Ensaio 1	53
4.2.1.1	<i>Teste 1</i>	53
4.2.1.2	<i>Teste 2</i>	54
4.2.2	Ensaio 2	55
4.2.2.1	<i>Teste 1</i>	55
4.2.2.2	<i>Teste 2</i>	55
4.3	COMPARAÇÃO COM TRABALHOS CORRELATOS	56
4.3.1	EEG acionando a FES	57

4.3.2	Reconhecimento da fadiga muscular	57
4.4	LIMITAÇÕES DO ESTUDO	58
4.5	CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO	59
5	CONCLUSÕES GERAIS	60
5.1	CONCLUSÕES	60
5.1.1	Capítulo 2	60
5.1.2	Capítulo 3	60
5.1.3	Capítulo 4	61
5.2	CONTRIBUIÇÕES DA TESE	61
5.2.1	Trabalhos Futuros	62
5.3	PRODUÇÕES CIENTÍFICAS RELACIONADAS COM A TESE	62
	REFERÊNCIAS	64
	APÊNDICE A - ESTIMULADOR ELÉTRICO	71

1 INTRODUÇÃO

A estimulação elétrica funcional (FES) é uma técnica de neuromodulação não invasiva que tem sido amplamente utilizada no tratamento de deficiências do motoneurônio superior (OSUAGWU *et al.*, 2016). Pessoas com lesão medular (LM) podem ter seus músculos ativados por meio da FES. Essas contrações artificiais contribuem para o trofismo neuromuscular, vasomotor, intestinal, bexiga e funções sexuais (HAMID; HAYEK, 2008). Além disso, melhora a qualidade de vida dos pacientes com LM por meio da independência funcional, promovendo autoestima e inclusão social (AHUJA *et al.*, 2017).

Comumente, a FES é aplicada por meio de dispositivos comerciais, o que permite a configuração de (i) intensidade, (ii) frequência, (iii) períodos (aumento, ativação, queda e desativação), entre outros. No entanto, os dispositivos comerciais normalmente são acionados manualmente. Nos últimos anos, tem aumentado o interesse da comunidade científica em desenvolver pesquisas que proponham a implementação de gatilhos remotos para FES, como a eletromiografia (EMG) (CHUANG *et al.*, 2017) e o gatilho de eletroencefalografia (EEG) (CHOI *et al.*, 2020). Fornecer ao usuário o comando de seus movimentos por meio de FES melhora a condição neuromuscular na LM (OSUAGWU *et al.*, 2016).

A interface EMG-FES pode ser indicada para distúrbios neurológicos que apresentam contração muscular residual no membro afetado. Por outro lado, a interface EEG-FES é indicada para pessoas com LM (sem contração voluntária) (SAMUEL *et al.*, 2019). Uma estratégia eficiente para a interface cérebro-computador (BCI) é através da dessincronização/sincronização relacionada a eventos (ERD/ERS) a partir de sinais de EEG. Estes são ritmos oscilatórios sensório-motores associados a imagética motora (processo mental pelo qual o indivíduo executa uma ação motora) (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016). Essas imagéticas motoras ativam regiões sensório-motoras semelhantes para realizar um movimento real (TEO; CHEW, 2014). Nesse sentido, a prática repetida de imagética motora pode induzir à neuroplasticidade (REMSIK *et al.*, 2016). Assim, para obter a recuperação motora, a interface EEG-FES é melhor do que a FES acionada manualmente (OSUAGWU *et al.*, 2016).

Entretanto, ressalta-se que devido a variações fisiológicas como a fadiga muscular e a adaptação do motoneurônio, o uso da FES (o que também inclui os sistemas EEG-FES) pode ser limitado devido ao decaimento da força muscular em função de sua aplicação constante ou de saturação da ação de controle em aplicações de malha fechada (KRUEGER; POPOVIĆ-MANESKI; NOHAMA, 2018).

A técnica de mecanomiografia (MMG) mede as oscilações mecânicas de contração dos

músculos e não é diretamente afetada pela aplicação da FES (FALLER *et al.*, 2009). O MMG tem sido investigado devido ao seu potencial para monitorar a resposta muscular evocada pela FES e fornecer informações sobre o estado de fadiga muscular, que pode ser usado para compor e detectar a fadiga muscular em aplicações de malha fechada (KRUEGER; POPOVIĆ-MANESKI; NOHAMA, 2018).

Em geral, técnicas como EEG, FES, MMG e registros de força são amplamente investigadas. No entanto, a combinação dessas ferramentas e a implementação do controle em malha fechada são necessárias para melhorar as sessões de neuro reabilitação ou o emprego de neuropróteses. Para resolver esta lacuna, esta tese contribui com os avanços em interfaces EEG-FES, controlando a força isométrica em malha fechada e inserindo uma detecção de fadiga ¹ em tempo real e algoritmo de desligamento do músculo quadríceps do voluntário com paraplegia.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

Desenvolver um sistema de neuroprótese, com acionamento por eletroencefalografia, controle em malha fechada de força e detecção de fadiga por mecanomiografia para pessoas com lesão medular.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Investigar o estado da arte, envolvendo BCI aliado a FES, para reabilitação de membros inferiores;
- Detectar, por meio de EEG, a imagética motora de membros inferiores em pessoas com lesão medular;
- Investigar qual é o número mínimo de canais de EEG que podem ser aplicados a captação da imagética motora do membro estudado;
- Realizar um estudo comparativo entre as principais técnicas de classificação padrões indicadas na revisão da literatura;
- Desenvolver o controle de força isométrica no músculo quadríceps de pessoas com lesão medular integrado ao estimulador elétrico;
- Ajustar um sistema de MMG para monitorar indiretamente a instalação da fadiga muscular;

¹O presente estudo utilizará o termo fadiga neuromuscular para referir o evento de redução da produção de força com o uso da FES (PIERCE, 2013)

- Integrar, por meio de um arranjo experimental em laboratório, o sistema de classificação de imagética motora com o controle de força isométrica e reconhecimento de fadiga por mecanomiografia.
- Validar a integração proposta no item acima por meio de ensaios experimentais em laboratório.

1.2 ORGANIZAÇÃO DA TESE

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: O Capítulo 2 estabelece o estado da arte sobre as aplicações de sistemas BCI, aliados a FES, na reabilitação motora de membros inferiores. São apresentados os princípios básicos para a entendimento da área de interfaces cérebro máquina, FES e Fadiga Neuromuscular, bem como discute e expõe técnicas já investigadas na literatura.

O Capítulo 3 apresenta um estudo sobre a classificação de imagética motora com sinais de EEG sob indução de FES. É abordada a metodologia de treinamento utilizada com os voluntários, bem como apresentado os resultados experimentais realizados com 5 indivíduos (3 hígidos e 2 com paraplegia). Ao final do capítulo é apresentado um comparativo com trabalhos correlatos.

No Capítulo 4 é realizada a implementação de um projeto piloto do controle neuromuscular isométrico com detecção de fadiga e acionamento via EEG. São apresentados os aparatos desenvolvidos, bem como a metodologia utilizada para a realização da pesquisa. Os resultados dos testes realizados com um voluntário com paraplegia é apresentado ao final do capítulo.

Por fim, no Capítulo 5 estão as considerações gerais da pesquisa. São apresentadas as conclusões do trabalho, principais contribuições, perspectivas de pesquisas futuras e publicações realizadas durante este trabalho.

2 ASPECTOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS BCI-FES NA REABILITAÇÃO DE MEMBROS INFERIORES

Neste capítulo são apresentados os trabalhos que investigam técnicas para a classificação da IM, assim como trabalhos que utilizam a BCI aliada a estimulação elétrica para reabilitação de membros inferiores.

2.1 INTERFACES CÉREBRO COMPUTADOR

As interfaces BCI são utilizadas para estabelecer uma via de comunicação com o sistema nervoso central por meio da eletroencefalografia, com o objetivo de extrair informações e controlar algum tipo de dispositivo, tal como cadeiras de rodas, próteses mioelétricas ou sistemas de eletroestimulação funcional (ALONSO-VALERDI; SALIDO-RUIZ; RAMIREZ-MENDOZA, 2015; CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016).

Nos últimos anos, investimentos e o interesse da comunidade científica têm sido despertado no desenvolvimento de aplicações utilizando BCI como interface para auxiliar, aumentar e reabilitar funções sensório-motoras em populações clínicas (SELFSLAGH *et al.*, 2019; WADA *et al.*, 2019; FLEMING *et al.*, 2018; GORDLEEVA *et al.*, 2017; VIDAURRE *et al.*, 2016; MARQUEZ-CHIN; MARQUIS; POPOVIC, 2016; KIM; KIM; LEE, 2016; JANG; KIM; LEE, 2016).

Teo e Chew (2014) destacam que os sistemas BCIs foram inicialmente concebidos como um dispositivo auxiliar para deficiências corporais parciais ou totais. Entretanto, também têm sido explorados como uma terapia complementar na reabilitação de pacientes com mal de Parkinson (ADAMA; BOGDAN, 2018; BROCCARD *et al.*, 2014); epilepsia (MACHADO *et al.*, 2010); acidente vascular cerebral (AVC) (MCCRIMMON *et al.*, 2015, 2014) ; transtornos de ansiedade (TEO; CHEW, 2014); esquizofrenia (RUIZ; BIRBAUMER; SITARAM, 2013; COTH-RAN; LARSON, 2012); hiperatividade e transtorno de déficit de atenção (MACHADO *et al.*, 2010; MONASTRA, 2005), que em muitos casos não podem ser tratados com medicação convencional ou por meio de métodos terapêuticos existentes.

Existem diversas modalidades de aplicações dos sistemas BCIs, que podem ser divididos basicamente em três classes de interfaces: (1) sensoriais, que ativam o sistema sensorial humano; (2) cognitivas, que buscam restabelecer a comunicação de neurônios; e (3) motoras, que por meio da atividade cerebral executa comandos de controle para um dispositivo de interesse (SANCHEZ; PRINCIPE, 2007).

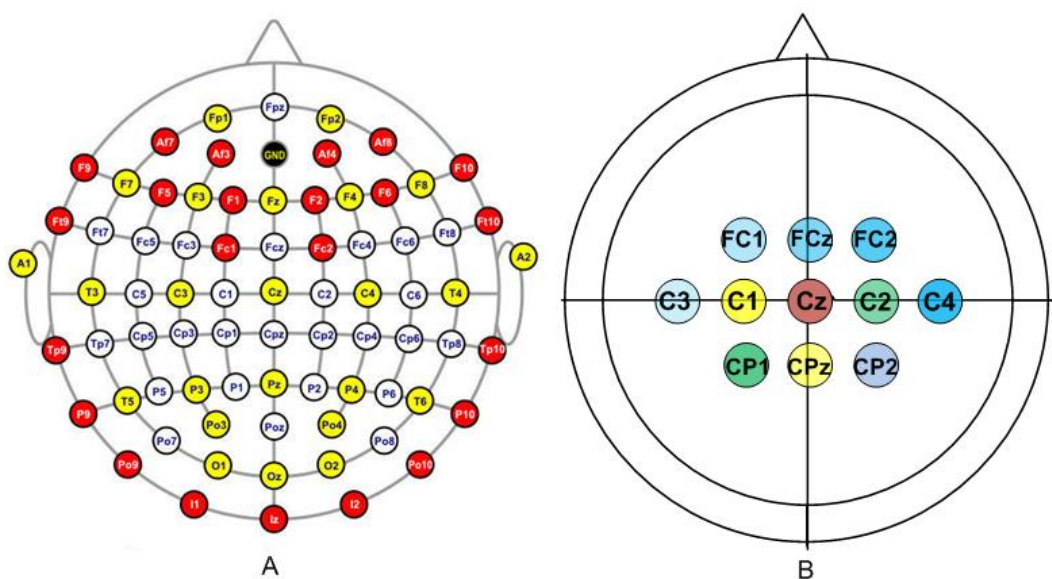
Quanto à fonte proveniente dos sinais, o sistema BCI podem ser categorizados em ativo ou reativo. Os BCIs ativos são controlados por meio de tarefas endógenas, tais como: a imagética motora, rotação imaginária de objetos 3D ou operações aritméticas mentais. Em contraste, os BCIs reativos são manipulados usando estimulação externa (auditiva, visual, háptica) e baseado na detecção do sinal P300 (ALONSO-VALERDI; SALIDO-RUIZ; RAMIREZ-MENDOZA, 2015).

O registro neurofisiológico para estabelecer ligações de comunicação entre o cérebro e o sistema BCI pode ser realizada por meio de técnica invasiva ou não invasiva.

Os métodos invasivos são divididos em duas abordagens. (I) Baseia na eletrocorticografia (ECoG) no qual a atividade elétrica do cérebro é registrada a partir da superfície do córtex. (II) Eletrodos intracranianos são implantados dentro do tecido cortical (NASEER; HONG, 2015), e podem ser do tipo SUA (do inglês, *Single-Unit Activity*), MUA (do inglês, *Multi-Unit Activity*) ou LFP (do inglês, *Local Field Potentials*).

Por outro lado, o método não invasivo é caracterizado pelo posicionamento de eletrodos de EEG na superfície do couro cabeludo (HU *et al.*, 2019). Por se tratar de uma fixação superficial, a referida técnica é implementada sem a necessidade de procedimentos cirúrgicos. Deste modo, de acordo com Goldenholz *et al.* (2009), Hu *et al.* (2019) o EEG superficial é o mais indicado para a realização da aquisição tanto do EEG de rotina, como do EEG de longo período. A Figura 1 ilustra os pontos possíveis e os utilizados neste trabalho para posicionamento dos eletrodos para aquisição de sinais EEG superficial.

Figura 1 - Posicionamento dos eletrodos de EEG superficial: (a) posições gerais. (b) Posição de fixação utilizada nesta tese.



Fonte: Elaborado pelo autor

Os padrões de registros EEG possuem regularidade em frequência e amplitude, os quais possuem espectro de frequências subdivididos em faixas que estão relacionadas a diversos estados físicos (andar, correr) e comportamentais (decisões, concentração). Segundo Hu *et al.* (2019), estes padrões são divididos em ondas alfa (α), beta (β), teta (θ), delta (δ) e gama (γ). Os sinais de EEG podem ser distorcidos por interferências como: interferências eletromagnéticas, contrações musculares do paciente, dos eletrodos e do sistema de aquisição do sinal. Desta forma, os sinais podem apresentar diferenças entre indivíduos sob as mesmas circunstâncias, fato este que dificulta a classificação e a possível modelagem matemática dos padrões EEG (HU *et al.*, 2019).

Neste sentido, técnicas de extração de características e classificação de padrões são necessárias para a análise das ERD/ERS dos registros do EEG (NANDY *et al.*, 2019).

2.1.1 Classificação de padrões dos sinais de EEG de membros inferiores

As estratégias com imagética motora, para membros inferiores, são caracterizadas por aumento (ERS) ou redução (ERD) de amplitude em intervalos específicos de frequência (α : 8- 12 Hz e β : 12-30 Hz).

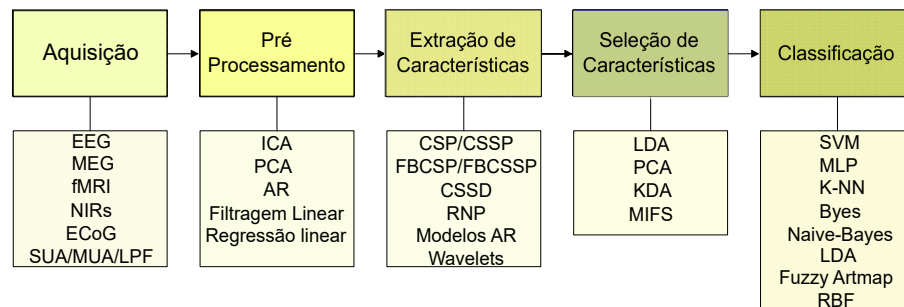
Um sistema BCI baseado na classificação de imagética motora, deve extrair os padrões, a partir de sinais dos ritmos sensório-motores no córtex motor em regiões contralaterais do movimento. Segundo Spampinato *et al.* (2017), a escolha dos classificadores depende de fatores como:

- Quantidade de características disponíveis;
- Número de amostras;
- Velocidade necessária na classificação;
- Sensibilidade ao ruído do classificador;
- Memória e processador disponível.

Conforme Goldenholz *et al.* (2009), o gargalo das aplicações envolvendo as BCIs, é a existência da alta relação sinal-ruído entre os sinais captados, assim como a quantidade reduzida de amostras para realização de treinamento. Nagar e Sethia (2019) ressalta que as BCIs devem realizar treinamento e classificação dos padrões de forma rápida, reduzindo o tempo médio dos ensaios e consequentemente a exaustão do participante, que pode influenciar na capacidade do indivíduo em produzir padrões confiáveis de ERD/ERS durante a MI. Neste sentido, etapas como a aquisição dos sinais, pré-processamento, extração de características, seleção de características e classificação precisam ser bem definidas. Um compilado das principais contribuições

da comunidade científica nos últimos anos é apresentado na Figura 2 (LUPU; UNGUREANU; CIMPANU, 2019; ANG *et al.*, 2012; ZHANG *et al.*, 2019; TORRES *et al.*, 2017).

Figura 2 - Etapas de processamento, extração de característica e classificação dos sinais de EEG em um sistema BCI.



Fonte: Elaborado pelo autor

Vale ressaltar que as ferramentas relatadas pela Figura 2, em sua grande maioria correspondem a análise *offline* e de *datasets* (como por exemplo o *BCI Competition*) de indivíduos saudáveis. Entretanto para aplicações de reabilitação há a necessidade de investigar as técnicas que possibilitem a implementação *online*, com baixo custo computacional e com capacidade de extrair e classificar as classes da imagética motora com o menor número de canais sobre o córtex motor.

A extração de características e a classificação de padrões por meio dos algoritmos CSP, LDA, MLP e SVM têm apresentado resultados expressivos na classificação das ERD/ERS em aplicações com BCI (LI; ZHANG; DU, 2013; LUPU; UNGUREANU; CIMPANU, 2019; KANAGA *et al.*, 2019).

A pesquisa de Gant *et al.* (2018), utiliza a classificação de sinais de EEG aliada à estimulação elétrica na reabilitação motora de voluntários tetraplégicos. Foi utilizado o classificador CSP + SVM que apresentou 74,5% de desempenho nos testes de acurácia. O número de eletrodos de EEG não foi informado.

Bhattacharyya, Clerc e Hayashibe (2016) utilizam uma interface BCI na reabilitação motora de membros inferiores, com 14 eletrodos, baseada no conjunto CSP + LDA. O desempenho sob a acurácia na validação cruzada não foi informado.

Por outro lado, no trabalho de Chaudhary, Birbaumer e Ramos-Murguialday (2016), foi empregada uma interface cérebro-computador com 14 eletrodos para avaliar as ERD/ERS referentes a movimentos de membros inferiores. O método foi testado em 5 voluntários hígidos. As características foram extraídas por meio do filtro CSP e os padrões foram classificados por meio de Redes MLPs. O percentual máximo de acerto foi de 79%.

2.2 SISTEMAS BCI ALIADO À ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA FUNCIONAL

Dentre os trabalhos encontrados do estado da arte, o primeiro com o objetivo de restaurar os movimentos de membros inferiores paralisados por meio de BCI-FES foi desenvolvido por Takahashi, Gouko e Ito (2009). O experimento consistiu em efetuar a aquisição do sinal de EEG em 17 indivíduos saudáveis enquanto estes olhavam para a tela do computador. Depois disso, um estímulo de FES foi aplicado no quadríceps de ambos os lados durante 3 segundos. Durante a estimulação (3s), uma sugestão visual vermelha foi apresentada na tela do computador.

Os autores avaliaram ainda o comportamento espectral dos indivíduos com dois padrões de forma de onda da corrente de estimulação: tipo degrau (30 mA) e do tipo rampa. Em cada padrão de estimulação, analisou-se diferentes condições de ensaio. Para a condição em que as pernas estavam livres, a largura de pulso da estimulação foi de 180-300 μs (condição 1) e para 60-100 μs (condição 2). Na condição 1, não houve extensão da perna. Em seguida, durante a condição 2, foram medidas duas condições de perna. Uma era condição livre de perna que resulta em extensão de joelho em até 30° e outro era condição de pernas fixas, não podendo se movimentar.

Takahashi, Gouko e Ito (2009) efetuaram análise de frequência, com a ERD caracterizada em 30 Hz nas condições de FES normal e perna livre. Pela análise de banda de potência dos padrões da forma de onda da corrente, os autores observaram que a estimulação tipo degrau a ERD parece ser constante durante o intervalo ativo da FES. Enquanto que para a estimulação com tipo rampa a ERD parece ir reduzindo à medida que a corrente aumenta.

Entretanto, ressalta-se que Takahashi, Gouko e Ito (2009) não utilizaram um sistema com inteligência artificial para extrair as características, classificar os sinais de EEG a fim de realizar o acionamento do dispositivo FES. Além disto, não há evidência de que o arranjo experimental foi realizado com uma realimentação de estado da dinâmica da perna estimulada, gerando uma imprecisão do controle motor ao paciente.

Takahashi *et al.* (2012) propuseram um outro sistema no qual a intensidade da corrente FES aumentasse gradualmente com a dessincronização relacionada ao evento (ERD) refletindo a intenção motora do indivíduo detectada a partir da área do motor cortical primário. A viabilidade do sistema foi testada em um paciente com AVC, portador de hemiparesia grave, o qual tentou realizar dorsiflexão do tornozelo paralisado durante a aplicação da FES com e sem modulação ERD.

Após 20 minutos de treinamento, o intervalo de movimento na articulação do tornozelo e a amplitude da eletromiografia do músculo tibial anterior foram significativamente aumentados com a FES modulada a partir da ERD em comparação com a FES sem modulação Takahashi *et al.* (2012). Logo, o acoplamento entre a intenção de movimentar um membro paralisado com a estimulação pode gerar um efeito de induzir a plasticidade neural. Entretanto, há a necessidade

de realizar investigação com um tamanho maior de amostras de casos clínicos para validar ainda mais o uso desta técnica na reabilitação de AVC.

Do *et al.* (2011) apresentaram um sistema BCI-FES melhorado para a dorsiflexão do tornozelo. Por meio de sessões com cinco indivíduos saudáveis realizaram 10 séries de dorsiflexão do pé em marcha lenta e repetitiva para desencadear o movimento do membro inferior intermediado pelo sistema BCI-FES.

As séries de dorsiflexão do pé com o sistema BCI-FES foram altamente correlacionadas com as séries de dorsiflexão de pé voluntário (coeficiente de correlação variou entre 0,59 e 0,77) com latência variando de 1,4 s a 3,1 s. Além disso, todos os sujeitos alcançaram uma resposta 100% BCI-FES (sem omissões), e um sujeito teve um único alarme falso. Do *et al.* (2011) concluíram que o sistema BCI-FES pode ser utilizado para habilitar o controle da FES diretamente do cérebro para dorsiflexão do pé.

Utilizando o mesmo sistema anterior, Do *et al.* (2012) realizaram testes com um indivíduo portador de AVC. Os autores verificaram pelos mapas de extração de característica que a banda β apresentou uma expansão (comparada a indivíduo saudável) com predominância na área central (Cz) e centroparietal (CPz) para as intenções de movimento de dorsiflexão do pé no indivíduo com acidente vascular cerebral. Esse desvio da representação clássica do motor pé foi provavelmente devido à reorganização cortical pós-acidente vascular cerebral e é consistente com a literatura (GREEN *et al.*, 1999).

Yao, Zhang e Wang (2012) desenvolveram um sistema de reabilitação elétrica funcional (FES) baseado na BCI por meio de potencial evocado visual em estado estacionário (SSVEP, do inglês Steady-State Visual Evoked Potential). Um classificador de análise linear discriminante (LDA, do inglês Linear Discriminant Analysis) foi utilizada para processar as características no domínio da frequência do sinal de EEG. Cinco tipos de intenção de movimento puderam ser reconhecidos, isto é, ativar os estados de início, rápido, lento, parar e repouso. A intenção de movimento reconhecida foi então utilizada como um sinal de comando para o acionamento do sistema FES, que estimulou os músculos envolvidos dos membros inferiores para gerar movimentos, enquanto os ângulos das articulações foram medidos. Os resultados obtidos mostraram que a intenção de movimento foi bem reconhecida (taxa de acerto média foi superior a 85%), e os indivíduos puderam realizar os movimentos dos membros inferiores via FES (YAO; ZHANG; WANG, 2012).

Yao, Zhang e Wang (2012) por meio da mesma estratégia de potencial evocado utilizaram três luzes cintilantes de frequências separadas que são mapeadas para gerar diferentes comandos de ação da FES. O usuário do sistema BCI-FES olha seletivamente para uma das luzes cintilantes e, simultaneamente, os sinais EEG são adquiridos do escalpo. Após o processamento on-line de extração de característica e reconhecimento de padrões dos sinais EEG adquiridos, a intenção de ação referente a luz que está focada pode ser detectada. Então a intenção do usuário

é enviada ao sistema FES que produz um sinal de ativação muscular da perna correspondente (YAO; ZHANG; WANG, 2012).

Entretanto, ressalta-se que a estratégia de potencial evocado seja visual, sonoro ou de outras fontes exógenas não geram o mesmo efeito de plasticidade neural no indivíduo como por exemplo a imagética motora, no qual a fonte de comando é endógena e proveniente da necessidade do próprio indivíduo em executar a ação motora do membro paralisado.

Irimia, Poboroniuc e Ortner (2013) propuseram uma metodologia no qual classificaram a imagética motora da dorsiflexão das duas mãos e de um dos pés. Compararam a taxa de acerto com CSP e LDA para o usuário tendo *feedback* na sessão, seja por barra gráfica no computador, ou por estimulação elétrica no quadríceps para extensão e flexão do joelho. Para iniciar o movimento, o usuário tinha que imaginar o movimento dos pés por 10 segundos. Se o resultado da classificação da imagética motora fosse a dos pés por mais de 8 segundos, a estimulação do quadríceps era iniciada. Dentre os resultados obtidos, os autores ressaltaram que se o sujeito não estivesse imaginando o movimento de um de seus membros, nos instantes antecedente à sugestão visual de movimento, o resultado da classificação era aleatório.

Portanto, diante deste contexto obtiveram uma taxa de erro da classificação de 60% (IRIMIA; POBORONIUC; ORTNER, 2013). Para ambas as sessões, a taxa de erro começou a diminuir depois de mostrar a sugestão na tela (momento em que o usuário começou a imaginar um movimento de membro). O erro médio alcançado para a sessão com *feedback* apenas pela barra gráfica foi 4,4%, enquanto o erro mínimo para a sessão com *feedback* por FES foi de 11,7%. Os autores relataram que a influência do sinal da FES no EEG justifica o fato de ser obtido as maiores taxas de erro na sessão com *feedback* FES.

Contudo, os resultados obtidos pelos autores abrem a possibilidade de um usuário controlar seus membros paralisado com o poder de seus pensamentos. Dentre aplicações, por exemplo, de pacientes com AVC melhorarem a espasticidade cerebral por estarem envolvidos ativamente no processo de reabilitação, enquanto os usuários com lesão medular podem usar o sistema BCI-FES para controlar os movimentos de uma cadeira de rodas, ou mesmo escolher entre andar, sentar ou ficar parado.

É de conhecimento que muitos sobreviventes de AVC possuem um comprometimento envolvendo a queda no pé que resulta em redução significativa dos índices de desempenho da marcha a longo prazo. A recuperação é limitada pelos métodos convencionais da fisioterapia e a utilização de órteses para substituir a força do tornozelo não proporciona efeito terapêutico duradouro. Neste contexto, McCrimmon *et al.* (2014) propuseram uma abordagem reabilitadora utilizando a interface BCI-FES.

A metodologia empregada permitiu calcular as densidades espectrais de potência (PSDs, em intervalos de 2 Hz para a banda de 8-30 Hz). A partir das PSDs foram obtidos dois subespaços

de dimensões inferiores com classes distintas providas da técnica CPCA (do inglês, *Class-Wise Principal Component Analysis*).

Por meio desta estratégia, os resultados de McCrimmon *et al.* (2014) indicam que as técnicas de extração e classificação de características são capazes de detectar áreas e frequências relevantes do neurônio motor superior e, associando isso à estimulação do neurônio motor.

Todos os 3 indivíduos demonstraram melhorias em sua dorsiflexão após apenas 3 sessões diárias. Assim a terapia com BCI-FES pode provocar neuroplastia semelhante à do princípio Hebbiano. O que possibilita concluir que a metodologia de reabilitação com BCI-FES possibilita melhorias neurológicas permanentes, além de ser um sistema seguro e viável para pacientes crônicos de AVC com queda de pé.

McCrimmon *et al.* (2015) aprofundou a pesquisa anterior usando nove indivíduos hemiparaplégicos em 12 sessões de fisioterapia BCI-FES (aproximadamente 1 h cada e por 4 semanas). Eles realizaram uma ampla análise da velocidade de marcha, amplitude de movimento ativo de dorsiflexão, distância de caminhada de 6 minutos e avaliação motora da perna de Fugl-Meyer, durante e após a terapia. A maior limitação é o pequeno tamanho da amostra e a falta de indicadores de controle correspondente. Além disso, a terapia BCI-FES implementada neste estudo pode ser facilmente aplicada a outros grupos musculares.

Com estes resultados, McCrimmon *et al.* (2015) enfatizaram que a terapia BCI-FES é segura. Assim, uma próxima etapa é a realização de mais estudos com escopo clínico, para demonstrar a melhoria da função de marcha pós AVC e que o sistema BCI-FES pode proporcionar uma nova opção de reabilitação de marcha para pacientes gravemente prejudicados.

King *et al.* (2014, 2015) provaram pela primeira vez que é viável o conceito de restauração de caminhada em chão por meio do controle do cérebro e estimulação elétrica em um indivíduo com paraplegia devido a lesão medular espinal.

Obviamente os pesquisadores King *et al.* (2014, 2015) demonstraram a funcionalidade para um único indivíduo e mais estudos são necessários para estabelecer a generalização desses resultados em uma população maior de indivíduos com paraplegia devido à lesão medular espinal. Se este sistema não invasivo for testado com sucesso em estudos populacionais, a busca por sistemas BCI invasivos e com próteses ambulantes para caminhada pode ser justificada. Além disso, uma versão simplificada do sistema atual pode ser explorada como uma terapia de neuro-reabilitação não invasiva em indivíduos com lesão medular espinal e atividade motora incompleta (KING *et al.*, 2015).

Mrachacz-Kersting *et al.* (2016) também indicaram o potencial das interfaces cérebro-computador (BCIs) em melhorar a funcionalidade em pacientes com doença crônica quando aplicada em um grande número de sessões. Os autores realizaram três sessões de treinamento com 22 indivíduos com AVC crônico e utilizaram como hipótese do treinamento os princípios

de associatividade Hebbiana, em que as estruturas neurais ativadas de forma correlacionada fortalecerão as conexões sinápticas (MRACHACZ-KERSTING *et al.*, 2016).

Neste estudo, os pesquisadores avaliaram os índices de reabilitação da escala de movimento motor Fugl-Meyer (FM), a velocidade de caminhada de 10 m (DC10M), a frequência de torção do pé e da mão (FT), dados de imagem de ressonância magnética por tensor de difusão (DTI, do inglês *Diffusion Tensor Imaging*) e a excitabilidade do trato corticospinal para o músculo tibial anterior (ETA).

O potencial motor evocado do músculo TA (MEP) aumentou significativamente após a intervenção associativa do BCI, mas não para o grupo não associativo BCI. Além disto melhorias na escala de pontuação FM ($0,8 \pm 0,46$), frequência de batimento no pé (mas não no dedo) e de velocidade de caminhada melhoraram significativamente para o grupo associativo BCI, indicando melhorias clinicamente relevantes. A integridade do trato córtico espinhal na DTI não correlacionou-se com mudanças clínicas ou fisiológicas.

Dando continuidade ao trabalho, Mrachacz-Kersting *et al.* (2017) comparam as intervenções (BCIFES e BCIPassive) com entrada cronometrada para chegar ao córtex motor durante um pico negativo (PN) do potencial cortical relacionado ao movimento (MRCP, do inglês *movement related cortical potential*). Doze participantes saudáveis participaram de duas sessões experimentais. Eles realizaram 30 movimentos de dorsiflexão cronometrados, enquanto os dados de EEG foram coletados por 10 eletrodos.

Em seguida, foi solicitado aos participantes que imaginassem o mesmo movimento 30 vezes enquanto era aplicado FES (frequência: 20 Hz, intensidade: 8 a 35 mA) ou um movimento passivo do tornozelo (amplitude e velocidade correspondentes a um ciclo normal da marcha), de modo que a primeira análise coincidiria com o PN do MRCP. A mudança na produção do córtex motor primário (M1) foi quantificada através da aplicação de estímulos magnéticos transcranianos únicos na área de M1 que controla o músculo tibial anterior (TA) e mede o potencial evocado motor (MEP).

As alterações da coluna vertebral foram avaliadas pré e pós, provocando o reflexo de alongamento AT. Tanto o BCIFES quanto o BCIPassive levaram a aumentos significativos na excitabilidade das projeções corticais para AT ($F(2,22) = 4,44$, $p = 0,024$) sem alterações concomitantes no nível da coluna vertebral. Esses efeitos ainda estavam presentes 30min após a interrupção de ambas as intervenções. Não houve efeito principal significativo da intervenção, $F(1,11) = 0,38$, $p = 0,550$, indicando que as alterações ocorreram independentemente do tipo de fluxo aferente.

Adama e Bogdan (2018) propõem um projeto piloto de uma interface BCI-FES para reabilitação de membro inferior de pessoas com AVC. Os autores apresentam um sistema que contribui no fortalecimento do ciclo de *feedback* sensório-motor das extremidades afetadas. Apenas

um voluntário participou do estudo. Foram utilizados 16 eletrodos que captaram as ERD/ERS referente à imagética motora habilitando o sistema de estimulação funcional. O sistema de classificação de padrões não foi informado.

Em Fleming *et al.* (2018) é apresentada uma configuração de sistemas BCI-FES para reabilitação de membros inferiores. Foi proposto um treinamento de marcha, com o acionamento pela detecção das ERD/ERS utilizando 16 eletrodos e o classificar LDA. O sistema foi testado e validado com dois voluntários com paraplegia crônica. Esses voluntários conseguiram caminhar em segurança com suporte de peso corporal de 65 a 70%, acumulando um total de 4.580 etapas com essa configuração. Os autores relataram que houve melhoras cardiovasculares e menor dependência da assistência ao caminhar, mas também recuperação neurológica parcial em ambos os pacientes, com taxas substanciais de melhora motora em um deles.

Em Selfslagh *et al.* (2019), foi realizado um sistema de controle em malha fechada BCI-FES, em dois voluntários com paraplegia (P1 e P2), durante simulação de caminhada. Foram utilizados 16 canais de EEG aliados aos algoritmos CSP+LDA para classificação dos padrões de imagética motora. O percentual de acurácia foi de 73 % e 83% para os voluntários P1 e P2 respectivamente.

Uma das limitações relatadas neste trabalho foi a influencia da fadiga no controle em malha fechada. A ação de controle da FES foi submetida a compensações (ajuste manual com incremento de 5mA) de corrente quando a fadiga era percebida, visualmente, pela fisioterapeuta responsável pelas sessões.

2.3 LIMITAÇÕES DOS SISTEMAS BCI-FES

Apesar do sucesso preliminar das aplicações BCI-FES na reabilitação, ainda é difícil determinar a eficácia dos sistemas BCI-FES considerando casos clínicos, devido à falta de evidências de longo prazo que apoiem a relevância clínica da metodologia empregada.

Em particular, em casos clínicos de AVC, vários fatores devem ser esclarecidos. Esses fatores desconhecidos incluem saber em quais sinais cerebrais do paciente são detectáveis, quais são as estratégias de treinamento mais eficazes para usar, quais características de sinais cerebrais são mais adequadas para uso na restauração de funções motoras e como esses recursos podem ser usados com mais eficiência.

Entre as estratégias BCI-FES, os pesquisadores sugerem fortemente que a imagética motora (IM) para membros inferiores pode melhorar a marcha (TAKAHASHI *et al.*, 2012; YAO; ZHANG; WANG, 2012) e a coordenação dos movimentos dos membros inferiores (DO *et al.*, 2012). No entanto, estudos IM-BCI-FES em membros inferiores investigando um número maior de indivíduos são necessários.

Além disso, acredita-se que seja possível encontrar correlatos neurais da marcha e decodificar o movimento das pernas usando uma análise dos padrões ERD / ERS durante a marcha (TAKAHASHI; GOUKO; ITO, 2009). No entanto, ainda não está claro se o treinamento IM-BCI na reabilitação da marcha irá trazer melhorias duradouras a longo prazo.

A principal limitação da utilização do IM-BCI-FES é a dependência da capacidade do indivíduo de produzir padrões confiáveis de ERD / ERS durante a IM.

Em relação à FES, um grande desafio é minimizar a fadiga. Avanços significativos podem ser obtidos monitorando a fadiga usando mecanomiografia (KRUEGER *et al.*, 2020). Além disso, a redução da ativação neuromuscular, representada pela diminuição da força (fadiga) e o rastreamento da trajetória são aliados às técnicas de controle de malha fechada, otimizando os parâmetros variáveis da estimulação elétrica.

Portanto, a resposta a essas perguntas permitirá a disseminação em larga escala dos sistemas BCI-FES para melhorar a função motora tanto em indivíduos com AVC quanto naqueles com outros distúrbios neurológicos.

2.4 CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO

A maioria dos estudos tratou de um teste de viabilidade do sistema BCI-FES. Neste sentido, os autores atestaram melhora da mobilidade do membro paralisado, somado ao fortalecimento muscular e neuroplasticidade cerebral produzida pela imagética motora.

Com base nos estudos avaliados, observou-se que existem trabalhos de BCI-FES para membros inferiores, especialmente para a articulação do tornozelo (dorsiflexão do pé) em casos clínicos de AVC, todavia em nenhum destes há o controle em malha fechada, com monitoramento de fadiga sensorado, que possibilite um movimento suave, preciso e com baixo risco de lesão para o indivíduo.

Dentre as técnicas de classificação, a LDA é a mais utilizada nos estudos, CSP e Laplaciano são técnicas preferidas para extração de características, seguido por técnicas Bayesianas recentes. Nenhum trabalho sugere um número mínimo de canais de EEG que podem ser utilizados com os referidos algoritmos. A atenuação de artefatos motores e estimulação elétrica é amplamente tratada por filtros passa-banda, com largura de banda abaixo da frequência do estimulador elétrico.

Pesquisas futuras podem investigar o número mínimo de canais de EEG aliados as técnicas CSP+LDA, bem como a outras técnicas de processamento e classificação. Assim, pode-se reduzir o tempo de preparação do voluntário para os ensaios e consequentemente gerar resultados mais significativos nos estágios de treinamento e *online*.

3 INFLUÊNCIA DA REDUÇÃO DOS CANAIS DE EEG NA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGÉTICA MOTORA DE MEMBROS INFERIORES DURANTE A ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA EM INDIVÍDUOS SAUDÁVEIS E COM PARAPLEGIA

Neste capítulo, o efeito da redução do número de canais de eletroencefalografia (EEG) na realização da classificação da imagética motora de membros inferiores, durante a aplicação de estimulação elétrica (ES) em 20 Hz (ES_{20Hz}), 35 Hz (ES_{35Hz}) e 50Hz (ES_{50Hz}), foi investigado. Cinco voluntários participaram do estudo, 3 participantes saudáveis (idade média de 28 anos) e 2 voluntários com paraplegia, com 43 e 47 anos, respectivamente. No total, cada participante realizou 90 repetições de IM da perna direita com 11 canais de EEG (configuração 10-10) sob estimulação elétrica. Após a aquisição dos dados, uma redução sistemática e artificial no número de canais de EEG (diminuindo de 11 para 1 e considerando todos os casos 11, 10, ..., 2, 1) foi aplicada para avaliar os classificadores de padrões *offline*.

3.1 MATERIAIS E MÉTODOS

O presente estudo foi desenvolvido no laboratório de engenharia neural e reabilitação - LENeR na Universidade Estadual de Londrina - UEL e teve aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa envolvendo Seres Humanos (n^o 1.859.953).

3.1.1 Participantes

A seleção dos voluntários inicia com a entrevista, na qual é apresentado o TCLE (Termo de Consentimento Livre e Esclarecido). O TCLE esclarece todos os pontos da participação do indivíduo na pesquisa, expondo os riscos, benefícios, despesas e demais informações essenciais. Os critérios de escolha dos voluntários é descrito pelas subseções a seguir.

3.1.1.1 Critérios de inclusão de voluntários hígidos (H)

Os critérios de inclusão foram:

- Pessoas com idade igual ou superior a 18 (dezoito) anos;
- Sem históricos de dor ou algum tipo de lesão, ou doença congênita, que possa comprometer, parcial ou totalmente, os movimentos nos membros inferiores.

3.1.1.2 Critérios de inclusão de voluntários com paraplegia (P)

Os critérios de inclusão foram:

- Pessoas com idade igual ou superior a 18 (dezoito) anos;
- LM completa entre T1 e T12;
- Tempo de lesão superior a 12 meses.

3.1.1.3 Critérios de exclusão

Os critérios de exclusão dos participantes foram:

- Possuir alterações neurológicas, presença de tecido neoplásico próximo ou nos membros inferiores (área estimulada eletricamente);
- Implante metálico em regiões próximas ou entre os eletrodos;
- Alteração cognitiva que prejudicasse a realização do protocolo;
- Possuir lesão medular completa em região cervical alta (C3) sem movimentação de membros superiores e respiração ativa;
- Possuir lesão medular na região da cauda equina, impossibilitando o uso da estimulação neuromuscular por ser uma lesão no sistema nervoso periférico.

3.1.1.4 Participantes Selecionados

Participaram do estudo 5 adultos do sexo masculino (H1, H2, H3, P1 e P2). As informações sobre os indivíduos participantes é apresentada na Tabela 3.

Tabela 1 - Participantes selecionados

Participante	Idade (Anos)	Massa corporal (kg)	Tempo de lesão	Pratica atividade física?
H1	27	74	X	Não
H2	26	68	X	Não
H3	29	86	X	Futebol
P1	43	73	8 anos	Fisioterapia
P2	47	68	10 anos	Fisioterapia

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

3.1.2 Posicionamento dos canais de EEG

A atividade cerebral foi registrada por 11 canais (eletrodos de ouro, Maxxi Gold ®) distribuídos no padrão de sistema 10-10. Os eletrodos (unipolares) foram fixados de acordo com a configuração: C4, C2, CPZ, FC2, CP1, FC1, FCZ, CPZ, C3, C1 e CZ (FARIA; LEAL; MIRANDA, 2009) sobre o escalpo com pasta condutora (Carbofix ®). Como eletrodo de referência (*bias*), um adesivo descartável Ag/AgCl foi colocado sobre a marca do osso do processo mastoide do osso temporal.

3.1.3 Aquisição EEG

Os dados de EEG foram registrados por uma placa comercial Cyton OpenBCI ® com módulo Daisy ¹. Os dados foram transmitidos via Bluetooth 4.0 (RFD22301) com uma taxa de amostragem de 125 Hz. Os sinais de EEG foram pré-processados por um filtro passa-banda Butterworth (enjanelamento de 500 ms) de 5ª ordem de 8-25 Hz.

3.1.4 Protocolo de imagética motora

O ambiente da realização dos protocolos foi adequado para possuir o mínimo de interferência sonora e luminosa sobre os participante, evitando uma possível redução da concentração que afetaria o percentual da acurácia quando o algoritmo de aprendizado de máquinas fosse aplicado. Além do mais, os indivíduos realizaram a imagética motora do membro inferior direito para estender o joelho como se estivessem chutando uma bola buscando se concentrar na atividade sem que outros pensamentos prejudicassem o registro da EEG. A metodologia para os ensaios foi baseada em Yusoff *et al.* (2014), Wada *et al.* (2019), onde os participantes foram instruídos a olhar para um ponto de referência enquanto eram solicitados a realizar os movimentos.

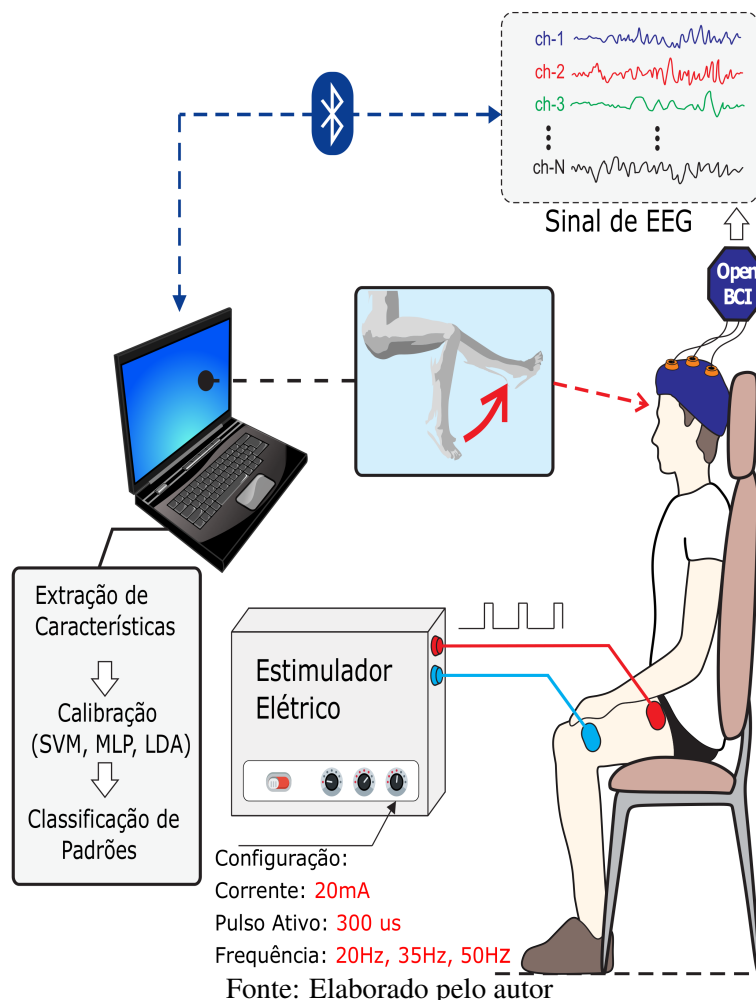
A aplicação em tempo real para interface com o usuário foi desenvolvida utilizando a plataforma OpenVibe ®. ² Assim, por meio da referida ferramenta, foi construída uma aplicação gráfica que orienta os voluntários a realizar a IM por meio de setas mostradas em um monitor de computador. A Figura 3 ilustra a metodologia de teste usada neste trabalho.

Foram realizadas trinta repetições com tempo médio de 8s e com duas classes: (i) imaginação motora e (ii) inatividade. Os intervalos entre as classes foram randomizados entre 2-5s. Todos os ensaios tiveram aplicação de estimulação elétrica simultaneamente.

¹Para mais informações sobre o hardware Cyton OpenBCI ® acesse o site do fabricante por meio do endereço eletrônico "openbci.com"

²O software OpenVibe ® consiste em uma ferramenta *open-source* baseada em C ++ e permite criar cenários customizados e adquirir, filtrar, processar, classificar e visualizar sinais de EEG .

Figura 3 - Configuração dos equipamentos e procedimentos técnicos durante os protocolos.



3.1.5 Estimulação Elétrica

A estimulação elétrica foi realizada com estimulador elétrico, modelo Neurodyn portátil (Ibramed ®) ³, com forma de onda bifásica constante. Um dos eletrodos (5 X 9 cm) foi posicionado no ponto motor do nervo femoral e outro logo acima do osso da patela da coxa direita. Os voluntários foram submetidos à estimulação elétrica (ES) em (i) 20 Hz (ES_{20Hz}), (ii) 35 Hz (ES_{35Hz}) e (iii) 50 Hz (ES_{50Hz}). A amplitude da corrente foi fixada em 20 mA (duração do pulso ativo 300 μ s), para todos os participantes (saudáveis e com paraplegia), a fim de gerar uma contração mínima, porém, evitando sensação de dor e fadiga muscular.

³Para mais informações sobre o estimulador elétrico Neurodyn acesso o site do fabricante por meio do endereço eletrônico "<https://manuais.smartbr.com/0000000000000649/neurodyn-tens-fes-portatil-n46-bivolt-ibramed-1.pdf>"

3.1.6 Filtragem espacial e classificação dos padrões

Os dados foram processados por um filtro *Common Spatial Pattern* (CSP) para extração de características e classificados com (i) análise discriminante linear (LDA), (ii) perceptron multicamadas (MLP) ou (iii) máquina de vetor de suporte (SVM) de acordo com (KHOSLA; KHANDNOR; CHAND, 2020) e detalhado como segue.

3.1.6.1 Filtragem espacial

A extração de características foi realizada por meio do filtro ótimo Common Spatial Pattern (CSP). O equacionamento do filtro CSP será descrito a seguir.

Considere que $D \in \mathbb{R}^{N \times S}$ seja uma parcela de aquisição de dados dos sinais de EEG, correspondendo a um dado ensaio de imagética motora; onde N é o número de canais e S é o número de amostras do ensaio. Seja $d(t) \in \mathbb{R}^N$ o sinal de EEG correspondente ao instante t do ensaio, portanto D é a concatenação de colunas $d(t)$, $D=[d(t), d(t+1), \dots, d(t+S-1)]$.

Assume-se que D seja filtrado em passa banda, centrado e escalonado (BLANKERTZ *et al.*, 2008). Um classificador é uma função que prediz a classe de um determinado ensaio D . Neste trabalho, a classificação é do tipo binária, ou seja, classificação entre imagética motora da perna direita e descanso. O classificador produz um valor real cujo sinal é interpretado como a predição da classe. O classificador está descrito pela seguinte função:

$$g(D; [f_j]_{j=1}^j; [\beta_j]_{j=0}^j) = \sum_{j=1}^j \beta \log(f' D D' f) + \beta_0. \quad (1)$$

Primeiramente, o classificador projeta o sinal $(f' D D' f)$ por J filtros espaciais $f_j \in \mathbb{R}^{N \times T}$ e em seguida calcula o logaritmo da potência do sinal; por fim, realiza a combinação linear das características de dimensão J e adiciona um valor de bias β_0 . De fato, cada projeção captura uma localização espacial diferente. A modulação da atividade rítmica motora é capturada pela potência logarítmica do sinal filtrado.

Os coeficientes $[f_j]_{j=1}^j e [\beta_j]_{j=0}^j$ são automaticamente determinados por meio estatístico provindo das amostras de treinamento (BLANKERTZ *et al.*, 2008), ou seja, do par correspondente aos sinais de EEG e a respectiva classe $[D_i, y_i]_{i=1}^n$, obtidos na fase de calibração, onde n é o número de ensaios. As classes $y_i \in [+1, -1]$ correspondem a imagética motora da perna direita e descanso, respectivamente.

O CSP produz uma decomposição supervisionada baseada em dados do sinal parametrizado por uma matriz $F \in \mathbb{R}^{N \times N}$ que projeta o sinal $d(t)$ no espaço do sensor original para $d_{CSP}(t) \in \mathbb{R}^N$:

$$d_{CSP}(t) = F'd(t). \quad (2)$$

Cada vetor coluna $f_j \in \Re^N$ de F é um filtro espacial, e cada vetor coluna $p_j \in \Re^N$ de $P = (F^{-1})' \in \Re^{N \times N}$ é um padrão. Assim, considerando o sinal expandido por P como sendo $d(t) = \sum_{j=1}^N p_j s_j(t)$, cada vetor p_j caracteriza o padrão espacial da j -ésima atividade; além disso, f_j filtra os sinais, exceto a j -ésima atividade por causa da ortogonalidade $f_j' p_j = \delta_{jk}$ que é mantida, onde δ_{jk} é a função delta de Kronecker.

Dados $\Omega^{(+)} \in \Re^{N \times N}$ e $\Omega^{(-)} \in \Re^{N \times N}$ como sendo as estimativas das matrizes de covariância do sinal de EEG filtrado em passa banda nas duas condições de imagética motora (perna direita e descanso), tem-se:

$$\Omega^{(c)} = \frac{1}{|J|} \sum_{i \in J_c} D_i D_i'. \quad (3)$$

em que $J_c (c \in [+1, -1])$ é o conjunto de índices correspondentes ao ensaios de cada condição e $|J|$ denota a dimensão do conjunto J .

A análise CSP é dada pela diagonalização simultânea das duas matrizes de covariância obtidas em (3).

$$F' \Omega^{(+)} F = \Lambda^{(+)} \quad (4)$$

$$F' \Omega^{(-)} F = \Lambda^{(-)} \quad (5)$$

em que $\Lambda^{(c)}$ é a matriz diagonal e o escalonamento de F é comumente determinada tal que $\Lambda^{(+)} + \Lambda^{(-)} = I$.

A diagonalização pode ser realizada por:

$$\lambda_j^{(-)} \Omega^{(+)} f = \lambda_j^{(+)} \Omega^{(+)} f. \quad (6)$$

Então, (4) e (5) é satisfeita por F que consiste dos autovetores generalizados $f_j, j=1, \dots, N$, de $\Lambda^{(c)}$ e $\lambda_j^{(c)} = f_j' \Omega^{(c)} f_j$ sendo os elementos diagonais correspondentes de $\Lambda^{(c)}$. Assim, um grande valor de $\lambda_j^{(+)}$ próximo do valor unitário, indica que o correspondente filtro espacial f_j produz uma alta variância para a classe (+) e uma baixa variância para a classe (-). Esse contraste entre as duas classes é útil na discriminação.

Em geral, o CSP maximiza a variância do sinal filtrado espacialmente sob uma condição, minimizando-o para a outra condição.

A análise do CSP é aplicada a sinais filtrados para obter uma discriminação efetiva dos estados mentais caracterizados pela dessincronização/sincronização relacionada aos eventos (ERD/ERS) de imagética motora. O filtro espacial ótimo utilizado foi o de ordem 7.

3.1.6.2 *Support Vector Machine (SVM)*

As SVM foram originalmente desenvolvidas para resolver problemas de classificação usando o conceito de um hiperplano de separação ótima, que maximiza a margem de separação ρ entre as classes (VAPNIK, 1998). A motivação para maximizar ρ é baseada em uma medida de complexidade conhecida como dimensão Vapnik-Chervonenkis (VC) (VAPNIK, 1998), cujo limite superior é inversamente proporcional a ρ . A maximização da margem de separação ρ pode ser formulada por meio de um problema de otimização convexa, que leva em consideração a complexidade do modelo e a qualidade do ajuste aos dados de treinamento. Além disso, o mapeamento de entrada não linear, implícito na formulação SVM, pode ser substituído pelo kernel do produto escalar no espaço de recursos (CHERKASSKY; MULIER, 1998). Existem vários tipos de kernel, que devem obedecer às condições do teorema de Mercer. Neste trabalho, foi utilizado o kernel gaussiano.

3.1.6.3 *Redes neurais artificiais*

Uma rede neural artificial consiste em um processador de sinais distribuídos paralelamente, composto por unidades de processamento simples (neurônios), que possuem a capacidade de armazenar conhecimento (nos pesos sinápticos) por meio de um algoritmo de aprendizagem, disponibilizando seu conhecimento para uso futuro (CHERKASSKY; MULIER, 1998). Neste trabalho, utilizamos a rede *Multi-Layer Perceptron* (MLP), que é uma arquitetura *feedforward*, com apenas uma única camada oculta, uma camada de entrada e uma camada de saída, que corresponde à classe atribuída (rótulo). O processo de aprendizagem é baseado no algoritmo de retropropagação, que consiste basicamente em um método para estimar o gradiente da função custo do erro de treinamento, ao longo das camadas da rede, permitindo a utilização de um método baseado em gradiente descendente para otimizar e estimar os parâmetros (pesos sinápticos).

3.1.6.4 *Linear Discriminant Analysis (LDA)*

O objetivo deste método é reduzir os recursos a um espaço de dimensão inferior, maximizando a separação entre as classes. Assim, sua complexidade e recurso de processamento necessário são reduzidos, bem como permite reduzir a possibilidade de *overfitting*. Assim, o classificador evita se adaptar ao ruído ao invés de informações relevantes dos dados, como consequência de uma otimização muito longa (CHERKASSKY; MULIER, 1998).

3.1.7 Análise estatística

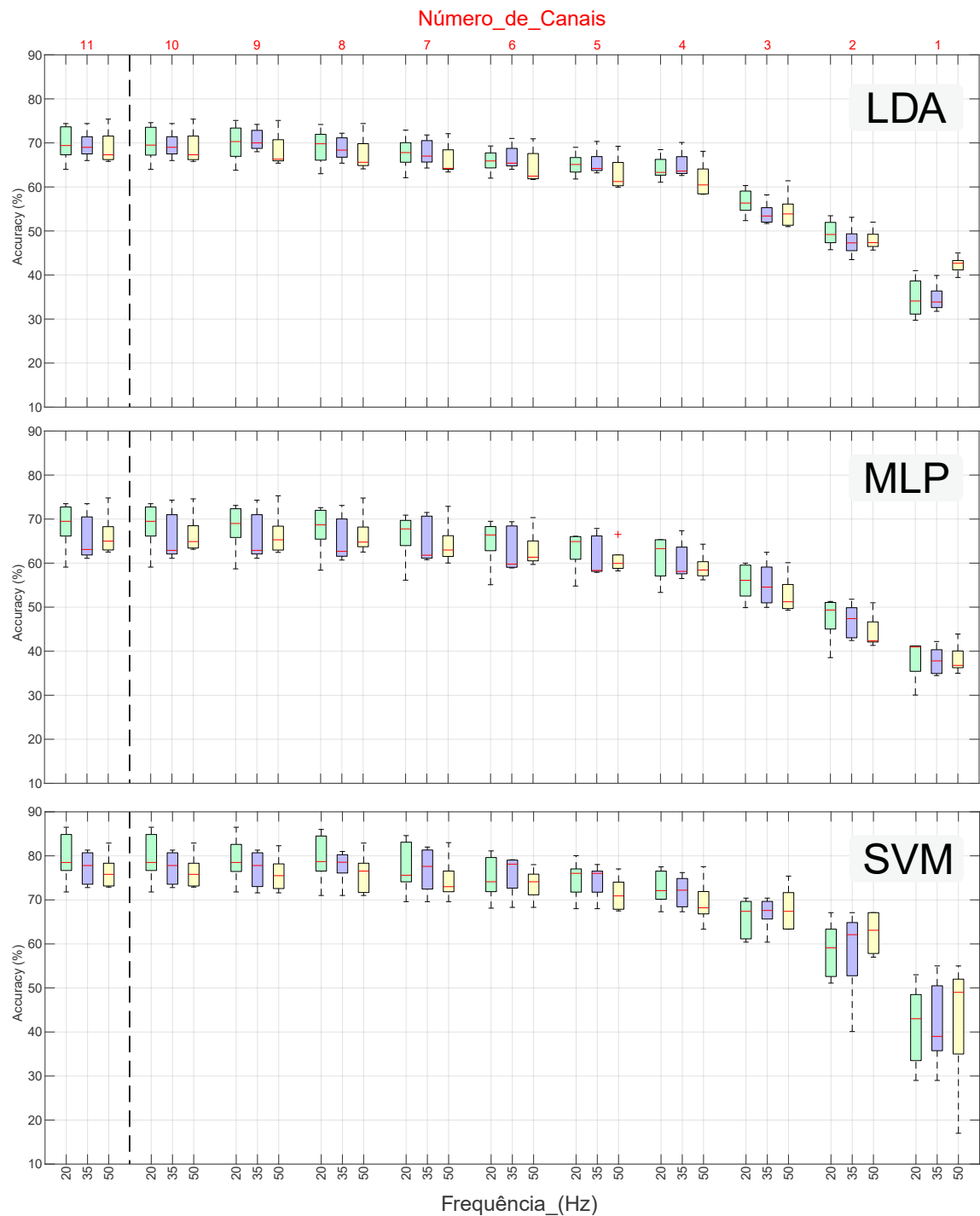
Para comparar a relação entre número de canais e desempenho de classificação, através da precisão, foram comparados os onze canais: C4, C2, CPZ, FC2, CP1, FC1, FCZ, CPZ, C3, C1 e CZ (FARIA; LEAL; MIRANDA, 2009) com redução progressiva nos canais de C4 até C1, mantendo apenas Cz. Assim, dez comparações foram realizadas na rotina personalizada no Matlab ® 2014a (Mathworks). Devido à pequena quantidade de amostras, foi utilizada estatística não paramétrica. O teste de Friedman foi aplicado a cada classificador dividido pela frequência de estimulação elétrica com teste post hoc de Bonferroni (com correção) entre o número de canais (11 versus 10 ... 1). Além disso, o tamanho do efeito (d) foi calculado (COHEN, 2013), onde valores abaixo de 0,7 representam similaridade entre a precisão do número de canais. Devido à distribuição não paramétrica dos dados, os valores são apresentados em mediana $\pm$ intervalo interquartil.

3.2 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Por um lado, um grande número de canais de EEG aumenta a chance de precisão durante um protocolo de imagética motora. Por outro lado, a redução do número de canais de EEG implica em um menor tempo para a construção do *layout* e melhor qualidade da aplicação para o usuário BCI.

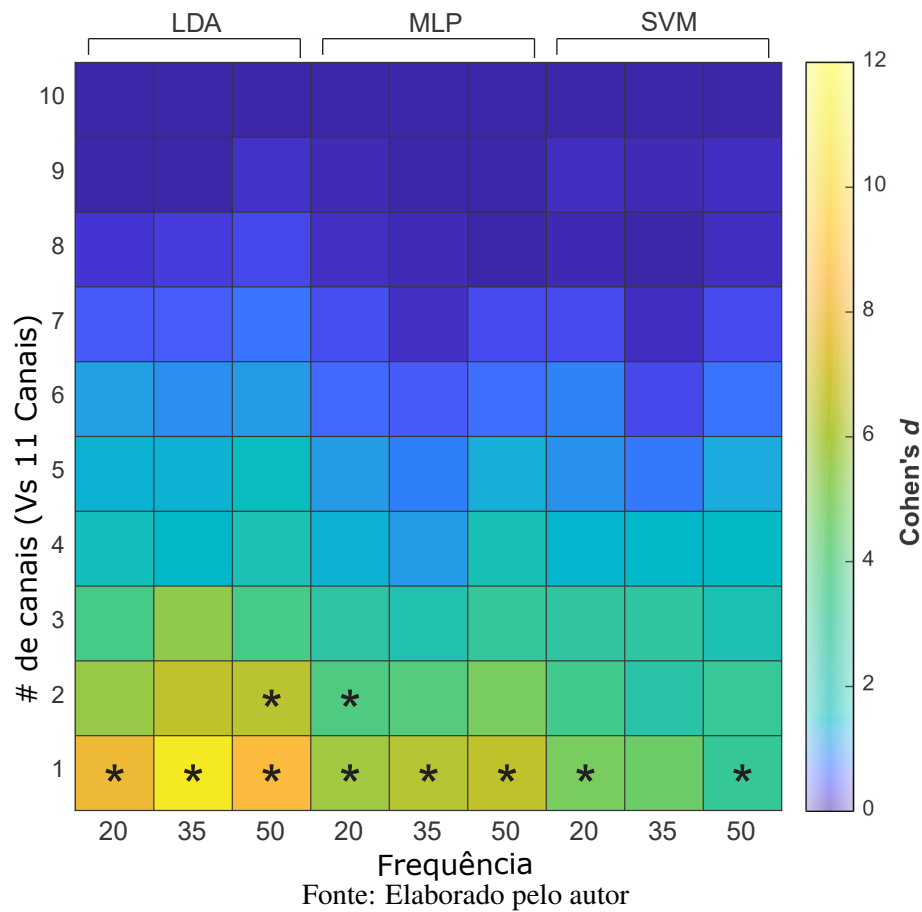
A Figura 4 apresenta a acurácia alcançada pelos classificadores para os cinco participantes estudados (FAWCETT, 2006). São representados, da esquerda para a direita, os resultados da classificação com uma redução progressiva do número de canais (de 11 para 1), bem como a variação da frequência da estimulação elétrica de 20 Hz, 35 Hz e 50 Hz.

Figura 4 - Precisão dos classificadores. Estimulação elétrica em 20 Hz, 35 Hz e 50 Hz.



Fonte: Elaborado pelo autor

No ensaio com 11 canais, os classificadores SVM, LDA e MLP não apresentam diferença significativa na classificação sob o efeito da FES de 20 Hz, 35 Hz e 50 Hz. Os maiores valores de precisão variaram de 81,3 % a 86,5 % para SVM e de 74,4 % a 75,4 % para LDA. Na análise individual, observou-se uma redução percentual da acurácia da classificação para as frequências

Figura 5 - Análise estatística utilizando o método d de Cohen.

FES de 35 Hz e 50 Hz. Essa redução citada pode estar relacionada ao cansaço e falta de foco durante o experimento (KLEIH; KÜBLER, 2015), visto que os dados entre os participantes foram coletados em dias diferentes, embora durante todos os dias de sessão os testes tenham sido realizados aplicando-se os três parâmetros da FES (20 Hz, 35 Hz e 50 Hz).

Durante os testes com redução no número de canais (de 11 para 1 canal), a precisão dos classificadores apresentou redução de até 50 %. No entanto, a partir da análise estatística usando o método d de Cohen⁴ (Figura 5), é possível verificar que não há diferenças significativas entre os resultados de 11 a 4 canais de EEG. Nesse intervalo, observa-se uma redução da precisão máxima de 6,5 % para os classificadores MLP, SVM e LDA, o que possibilita a utilização do BCI com um número reduzido de canais. Entre os sujeitos não houve efeito de desempenho. Os sujeitos H1 e H2 mantiveram os melhores resultados nos testes.

⁴ d de Cohen é um método de tamanho de efeito normalmente usado para medir a diferença padronizada entre duas médias (NEHMZOW, 2006).

3.3 COMPARAÇÃO DA PESQUISA COM TRABALHOS CORRELATOS

Uma comparação com trabalhos correlatos é apresentada na Tabela 1. Foram selecionados artigos recentes que descrevem sistemas BCI que são possíveis de serem implementados em operação *online* e, ao mesmo tempo, com baixo custo computacional e com capacidade de extrair e classificar classes de imagética motora com um número relativamente baixo de canais de gravação no córtex motor. Desta forma, trabalhos que apresentam análises *offline* e conjuntos de dados publicamente disponíveis (como o concurso BCI ⁵) com indivíduos saudáveis foram excluídos.

Tabela 2 - Comparação com trabalhos correlatos

Referência	FES	Nº de Indivíduos	Nº Eletrodos	Classificador	Acurácia
(MALIK; IQBAL; TIWANA, 2016)	não	4	14	Naive Bayes	75%
(MALIK; IQBAL; TIWANA, 2016)	não	4	14	LDA	88,13%
(SELFSLAGH <i>et al.</i> , 2019)	sim	2	16	LDA	83%
(GANT <i>et al.</i> , 2018)	sim	16	Não Informado	SVM	74,5%
(BHATTACHARYYA, 2016)	sim	3	14	LDA	-
Este Trabalho	sim	5	11	SVM	86,5%
Este Trabalho	sim	5	4	SVM	77,54%
Este Trabalho	sim	5	11	LDA	75,4%
Este Trabalho	sim	5	4	LDA	70,1%

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Pode-se observar que o resultado do sistema inteligente com melhor desempenho foi obtido em Malik, Iqbal e Tiwana (2016), apresentando uma precisão de 88,13 %. No entanto, esse resultado não condiz com a literatura da área de neurociência. A distribuição topográfica da banda de potência para os membros inferiores (articulações do joelho e tornozelo) não apresenta dominância na região Cz do córtex motor. Os resultados apresentados com o classificador Naïve Bayes do mesmo autor denotam que o conjunto de dados apresenta um equívoco na aquisição e tratamento, o que indica a necessidade de acompanhamento/ajuste por um usuário/terapeuta.

Por outro lado, em Selfslagh *et al.* (2019), os autores relatam uma precisão de 83 % com 16 canais e o classificador LDA. Nesse trabalho, haviam utilizado um sistema BCI combinado

⁵Incentivo do projeto Berlin Brain-Computer Interface, mantido pelo Ministério Federal Alemão de Educação e Pesquisa, com o objetivo de melhorar a aquisição, extração de características e classificação de sinais de controle.

com uma estimulação elétrica para a reabilitação de membros inferiores.

O trabalho proposto em Gant *et al.* (2018) descreve um sistema de classificação EEG com estimulação elétrica para a reabilitação motora de indivíduos tetraplégicos. Um classificador SVM apresentou acurácia de 74,5 %, mas o número de canais de EEG não foi informado.

Em Bhattacharyya, Clerc e Hayashibe (2016), não é revelado o percentual de acurácia, mesmo assim, os autores sugerem que os resultados obtidos, com 14 canais de EEG e classificador LDA, são relevantes para a aplicação do BCI com um número reduzido de sessões.

A configuração de 11 canais proposta neste trabalho, utilizando o classificador SVM, apresentou uma acurácia significativa (86,5 %). Seguindo a orientação de Selfslagh *et al.* (2019), Gant *et al.* (2018), Bhattacharyya, Clerc e Hayashibe (2016), esta configuração pode ser aplicada no BCI dedicado à reabilitação motora.

Além disso, a configuração de 4 canais não apresenta significância estatística em relação ao conjunto de 11 canais. Portanto, o número de canais pode ser reduzido sem piorar significativamente a precisão. Possui treinamento e etapas operacionais *on-line* e configuração rápida devido ao número reduzido de canais.

Como limitação do método, os parâmetros de estimulação elétrica abaixo do limiar de dor foram necessários para realizar os experimentos em indivíduos saudáveis. Essa configuração da FES, não é a mesma utilizada em sistemas de neuroprótese, tornando necessário a realização de novos estudos envolvendo este tema.

3.4 CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO

Neste capítulo, foi investigado a influência da redução do número de canais usando o extrator de características CSP e os classificadores SVM, MLP e LDA durante a imagética motora de membros inferiores e estimulação elétrica em indivíduos saudáveis e com paraplegia.

Os resultados não apresentaram diferença significativa entre os 11 canais de EEG (intervalo interquartil $\pm$ mediano) obtidos com a configuração SVM e LDA, (SVM = ES_{20Hz} : 78,50 % $\pm$ 8,18 %, ES_{35Hz} : 77,80 % $\pm$ 7,15 %, ES_{50Hz} : 75,80 % $\pm$ 5,17 % e LDA = ES_{20Hz} : 69,40 % $\pm$ 6,35 %, ES_{35Hz} : 69,00 % $\pm$ 3,90 %, ES_{50Hz} : 67,30 % $\pm$ 5,35 %) em comparação com 4 canais de EEG (SVM = ES_{20Hz} : 72,10 % $\pm$ 6,38 %, ES_{35Hz} : 72,20 % $\pm$ 6,42 %, ES_{50Hz} : 68,20 % $\pm$ 5,07 % e LDA = ES_{20Hz} : 63,30 % $\pm$ 3,58 %, ES_{35Hz} : 63,60 % $\pm$ 3,83 %, ES_{50Hz} : 60,46 % $\pm$ 5,65 %). Os 3 canais de EEG também não apresentaram significância em comparação com os 11 canais de EEG, porém, apresentaram dados de menor precisão (SVM = ES_{20Hz} : 67,40 % $\pm$ 8,50 %, ES_{35Hz} : 67,50 % $\pm$ 4,00 %, ES_{50Hz} : 67,40 % $\pm$ 8,27 % e LDA = ES_{20Hz} : 56,34 % $\pm$ 4,37 %, ES_{35Hz} : 53,40 % $\pm$ 3,29 %, ES_{50Hz} : 53,87 % $\pm$ 4,82 %) com tamanho de efeito maior; no presente estudo, grandes valores de tamanho de efeito indicaram piores resultados.

Trabalhos futuros podem incluir dados limpos com artefatos de estimulação elétrica. Para isso, uma análise estocástica do ruído deve ser feita para gerar com precisão esse tipo específico de interferência. Além disso, buscar o menor custo computacional de cada etapa de processamento do *pipeline* deve ser uma preocupação em trabalhos futuros, a fim de aplicar sistemas de controle em malha fechada em neuropróteses.

4 INTERFACE CÉREBRO MÁQUINA ALIADA A FES E DETECÇÃO DE FADIGA NEUROMUSCULAR APLICADA AO CONTROLE MUSCULAR ISOMÉTRICO

Este capítulo apresenta um estudo piloto com nova abordagem sobre aplicação de interfaces BCI. A interface é utilizada para o acionamento de um estimulador elétrico conectado ao quadríceps do indivíduo participante. A força exercida é medida por uma célula de carga e controlada em malha fechada pelo estimulador elétrico. A fadiga neuromuscular é verificada por meio da técnica de MMG e desliga o estimulador elétrico quando o limiar de fadiga do indivíduo participante é atingido.

4.1 PROJETO PILOTO

O presente estudo foi desenvolvido no laboratório de engenharia neural e reabilitação - LENeR na Universidade Estadual de Londrina - UEL e teve aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa envolvendo Seres Humanos (*n* 1.859.953).

As subseções a seguir apresentam os métodos e materiais empregados para a realização da pesquisa descrita neste capítulo, distribuindo os tópicos na sequência cronológica dos eventos necessários para a realização do trabalho, tais como: recrutamento e triagem dos voluntários, realização dos protocolos experimentais, processamento e análise do sinal, bem como os resultados dos testes realizados.

4.1.1 Escolha do Voluntário

Os critérios de inclusão e exclusão foram os mesmos da pesquisa apresentada no Capítulo 3 desta tese.

4.1.1.1 Critérios de inclusão

Os critérios de inclusão foram:

- Pessoas com idade igual ou superior a 18 (dezoito) anos;
- Lesão medular completa entre T1 e T12;
- Tempo de lesão superior a 12 meses.

4.1.1.2 Critérios de exclusão

Os critérios de exclusão dos participantes foram:

- Possuir Alterações neurológicas, presença de tecido neoplásico próximo ou nos membros inferiores (área estimulada eletricamente);
- Implante metálico em regiões próximas ou entre os eletrodos;
- Alteração cognitiva que prejudicasse a realização do protocolo;
- Possuir lesão medular completa em região cervical alta (C3) sem movimentação de membros superiores e respiração ativa;
- Possuir lesão medular na região da cauda equina, impossibilitando o uso da estimulação neuromuscular por ser uma lesão no sistema nervoso periférico.

4.1.1.3 Participantes Selecionados

Participou do estudo 1 adulto do sexo masculino (P3). As informações sobre o indivíduo participante é apresentada pela Tabela 3

Tabela 3 - Participante selecionado

Participante	Idade (Anos)	Massa corp. (Kg)	Tempo de lesão	Pratica atividade física?
P1	42	70	2	fisioterapia

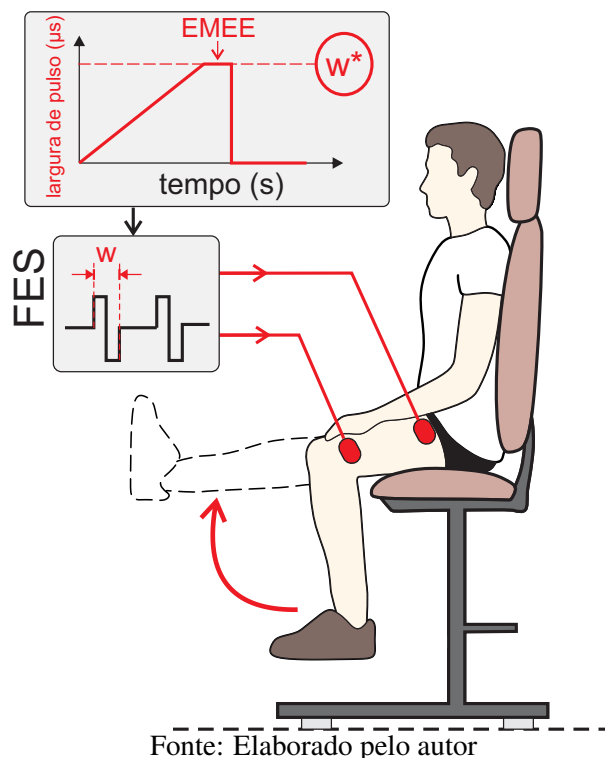
Fonte: Dados da pesquisa do autor.

4.1.2 Parâmetros da estimulação elétrica

Para a ativação artificial da musculatura (NOGUEIRA-NETO *et al.*, 2013), um dispositivo de estimulação elétrica, adaptado de Fiusa *et al.* (2019), foi utilizado neste trabalho (formato de onda presente no Anexo 1). A fixação dos eletrodos foi realizada de acordo com o método apresentado em Krueger *et al.* (2020). Após a fixação dos eletrodos, foi respeitado um intervalo de 10 min para estabilizar a impedância eletrodo-pele, como também sugerido em (KRUEGER *et al.*, 2020). A frequência de estimulação elétrica foi de 35 Hz e a largura de pulso foi ajustada de acordo com o instante de Extensão Máxima Eletricamente Estimulada (EMEE) (KRUEGER *et al.*, 2020). Esse método consiste em incrementar a duração de pulso do sinal (w) de zero até que a articulação do joelho alcance a extensão fisiológica máxima (w_{EMEE}^*), conforme ilustrado na Figura 6.

Antes dos ensaios, o participante foi submetido a movimentos passivos e alongamentos nas articulações do quadril e joelho. Segundo Krueger *et al.* (2014) estes procedimentos previnem

Figura 6 - Instante de extensão máxima eletricamente estimulada.



o aparelho osteomuscular de lesões como estiramento, luxação, rompimento tendinoso, dentre outras patologias.

4.1.3 Sensores

O nível de força e a vibração, produzidos pelo músculo quadríceps durante a contração evocada artificialmente por corrente elétrica, foram registrados por meio de um transdutor de força (célula de carga) e um sensor de mecanomiografia (acelerômetro triaxial), respectivamente. Para medir a força produzida, foi utilizada uma célula de carga de alumínio capaz de medir forças de até 20kgf (Modelo GL20, fabricante Alfa instrumentos eletrônicos ®). A célula de carga foi fixada na cadeira adaptada e conectada ao terço distal da perna direita do voluntário. A ligação foi feita por meio de uma barra roscada fixada a uma estrutura de PVC envolvida por espuma.

O sinal analógico produzido na saída da célula de carga foi condicionado pelo circuito integrado HX711 (ganho 1, supressão de 60Hz ativada e amostragem de 80Hz), que possui conversor analógico-digital de 24 bits e interface de saída SPI. As informações foram enviadas diretamente para o controlador do eletroestimulador por meio da comunicação SPI.

O sensor MMG usado neste trabalho foi desenvolvido em Krueger *et al.* (2020). É composto

por um acelerômetro triaxial do fabricante Analog Devices, modelo ADXL335 MEMS, com sensibilidade de 300mV / G (faixa de $-3G$ a $+3G$) e saída de sinal analógico (faixa de 0 a 1,8V). Este sensor foi posicionado, após preparo da pele com tricotomia e limpeza com álcool 70°, na superfície do terço médio do músculo *reto femoral* e fixado com fita adesiva dupla-face, conforme detalhado em Krueger *et al.* (2020).

A atividade cerebral foi registrada usando seis eletrodos passivos de ouro distribuídos no padrão do sistema 10-10 no escalpo ¹, com pasta condutora e gel condutor. Os eletrodos (unipolares) foram posicionados nas regiões Cz, C1, FCz e Cpz. Eles foram fixados com o auxílio de um tampão de EEG. Os canais de referência A1 e A2 foram fixados com eletrodos de Ag / AgCl nos processos mastoides dos ossos temporais (direito e esquerdo).

4.1.4 Aquisição de dados para sensores EEG e MMG

Os dados de EEG e MMG foram adquiridos usando Cyton OpenBCI Board ® comercial com módulo Daisy. Esta placa é composta por um circuito integrado ADS1299 com resolução de 24 bits, taxa de amostragem de 256 Hz e 16 canais de aquisição. A transmissão de dados é realizada via Bluetooth 4.0 (RFD22301). A plataforma de software utilizada para aquisição de sinais foi o OpenVibe, que consiste em uma ferramenta open source na linguagem C++, que permite ao usuário criar cenários customizados, além de adquirir, filtrar, processar, classificar e visualizar os sinais coletados.

4.1.4.1 Pré-processamento de sinais EEG e MMG

Os sinais de EEG foram pré-processados por um filtro digital Butterworth (com duração de janela de análise em 500 ms) passa-banda de 5ª ordem (8-25Hz), com uma ondulação de banda passante igual a 1 dB. Essas configurações são necessárias para garantir a integridade do ERS e ERD relacionados aos movimentos dos membros inferiores (YUSOFF *et al.*, 2014).

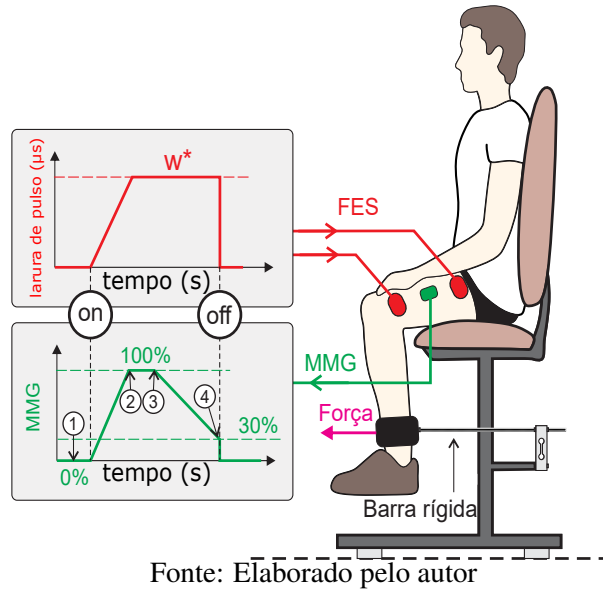
Dos três eixos (X, Y e Z) fornecidos pelo sensor MMG, apenas os sinais provenientes do eixo X foram analisados, devido ao eixo X (transversal) representar com maior acuidade o deslocamento das fibras musculares durante a contração (KRUEGER *et al.*, 2014). Os sinais foram submetidos a um filtro passa-banda com faixa de 20 a 25Hz (KRUEGER *et al.*, 2020). Essas configurações são as que melhor representam a instalação da fadiga neuromuscular. Após a filtragem, os valores de *Root Mean Square* (RMS) dos sinais de fadiga foram calculados e disponibilizados para a próxima etapa - protocolo de teste.

¹É aplicado no escalpo usando um gel ou pasta condutiva, geralmente após preparar a área do couro cabeludo por meio de abrasão leve para reduzir a impedância do eletrodo do couro cabeludo.

4.1.4.2 Protocolo de Fadiga

O sinal de fadiga foi avaliado em quatro instantes diferentes, conforme apresentado na Figura 7. No primeiro instante (1), com a FES desligada e o voluntário em repouso, O valor de base da MMG é medido e armazenado. Em seguida, a duração de pulso da FES é aumentada até que o voluntário atinja o w_{EMEE}^* , definido como valor máximo da MMG, verificado por meio de uma média entre os instantes (2) e (3). No último instante (4), é verificado e registrado o momento em que a fadiga atinge 30 % do valor máximo da MMG.

Figura 7 - Visão geral do protocolo de fadiga



Após a definição dos valores máximos e mínimos do sensor de MMG, durante os ensaios, são submetidos a uma normalização conforme a equação (7).

$$MMG_{NORM} = \frac{MMG_{RMS(i)} - MMG_{RMSbaseline}}{MMG_{RMSmax} - MMG_{RMSbaseline}} \times 100. \quad (7)$$

sendo que:

- MMG_{NORM} é o valor MMG normalizado;
- $MMG_{RMS(i)}$ são os dados instantâneos;
- $MMG_{RMSbaseline}$ é o valor MMG mínimo após o processamento (para evitar interferência da gravidade);
- MMG_{RMSmax} é o valor máximo do MMG durante w_{EMEE}^* .

A normalização é necessária em função das diferenças de amplitude RMS entre ensaios com o mesmo participante ou com participantes diferentes.

4.1.4.3 Controle de força em malha fechada

O controle de força foi implementado conforme mostrado na Figura 11. O *setpoint* foi ajustado manualmente ² e comparado com o sinal da célula de carga (cujo a saída em mv é convertida para Kg no microcontrolador do estimulador elétrico). A diferença entre esses dois sinais é compensada automaticamente pelo controlador proporcional integral (PI). A compensação é realizada variando a duração de pulso do sinal de tensão do estimulador elétrico, que possui amplitude de 304Vpp (+ 152V e -152V) e frequência de 35Hz.

4.1.4.4 Identificação e sintonia dos controladores

Nessa pesquisa, foi adotado um modelo matemático que utiliza uma relação heurística da força do músculo com a largura de pulso da FES, representada por uma função de transferência de primeira ordem. Portanto, o modelo ideal que representa a relação entre largura de pulso (entrada) e a força muscular ativa (saída) foi identificado pela função de transferência da equação (8) (FERRARIN; PEDOTTI, 2000);

$$H(s) = \frac{G}{\tau s + 1} \quad (8)$$

em que:

- G é Ganho estático do sistema;
- τ é constante de tempo.

O ganho estático e a constante de tempo do polo foram identificados por meio do método da resposta ao salto (AGUIRRE; BAZANELLA; REGINATTO, 2007) de Sundaresan/Krishnaswamy (COELHO; COELHO, 2015) e os ganhos do controlador PI foram obtidos usando a técnica de Chien, Hrones e Reswick (CHR)³ (TORRES *et al.*, 2017).

4.1.4.5 Obtenção dos ganhos do controlador

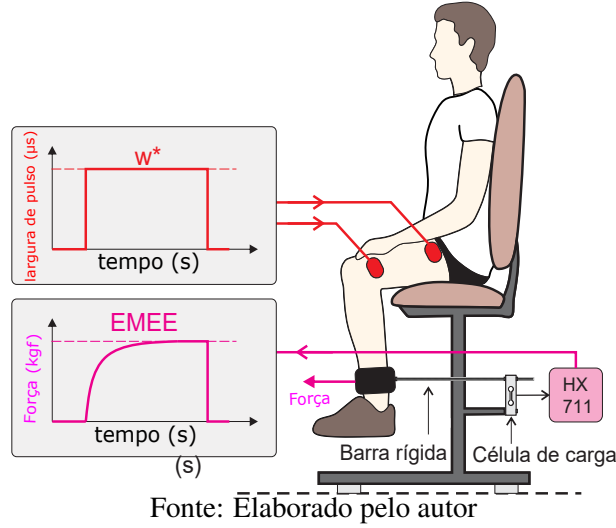
A curva de identificação em malha aberta (Figura 8) foi obtida aplicando-se um degrau de tensão com duração de pulso $w*EMEE = 164 \mu s$ e frequência de 35Hz (KRUEGER *et al.*, 2020).

Após a aplicação do degrau de tensão, a força medida foi de 2,35 kgf. Os valores identificados para o ganho estático e a constante de tempo foram $0,053 \frac{kgf}{\mu s}$ e 0,335s, respectivamente. Com os valores de G e τ , os ganhos proporcionais (K_p) e integrais (K_i) do controlador, obtidos

²A referência é ajustada usando um potenciômetro de precisão (analógico) localizado no estimulador elétrico e mostrado por um *display* de lcd 2x16. O ponto de ajuste da faixa é variado de 0 a 20kgf.

³Neste trabalho foi utilizado a tabela de sintonia - CHR - para o método da resposta ao salto, otimização da resposta à referência considerando um sobressinal de 20%.

Figura 8 - Protocolo experimental para obtenção da curva de identificação de malha aberta.



por meio da técnica CHR (TORRES *et al.*, 2017), foram 1,4 e 2,8, respectivamente. Os referidos ganhos foram implementados por meio da função de transferência do controlador PI dada por:

$$G_{PI}(s) = K_p + \frac{K_i}{s} = \frac{K_p s + K_i}{s} = K_p \left(\frac{s + \frac{K_i}{K_p}}{s} \right). \quad (9)$$

Para definir o equivalente discreto do controlador, a regra trapezoidal (abordagem *tustin*) foi utilizada com um tempo de amostragem de T_s de 0,028s. Este método consiste na aplicação da seguinte substituição na função de transferência do controlador:

$$s \leftarrow \frac{2}{T_s} \frac{z-1}{z+1}. \quad (10)$$

Substituindo (9) em (10) obtêm-se:

$$G_{PI}(z) = \frac{K_p \left(\frac{2}{T_s} \frac{z-1}{z+1} + \frac{K_i}{K_p} \right)}{\frac{2}{T_s} \frac{z-1}{z+1}}. \quad (11)$$

A equação (11) pode ser reescrita como:

$$G_{PI}(z) = \frac{(2K_p + T_s K_i)}{2} \left[1 + \frac{z^{-1}(T_s K_i - 2K_p)}{(2K_p + T_s K_i)} \right] \frac{1}{(1 - z^{-1})}. \quad (12)$$

Desta forma, determina-se $G_{PI}(z)$ por meio da equação (13):

$$G_{PI}(z) = a \left[\frac{1 + bz^{-1}}{(1 - z^{-1})} \right]. \quad (13)$$

em que:

$$a = \frac{(2K_p + T_s K_i)}{2}. \quad (14)$$

$$b = \frac{(T_s K_i - 2K_p)}{(2K_p + T_s K_i)}. \quad (15)$$

Por meio da equação (13), é possível obter a equação de diferenças do controlador PI:

$$G_{PI}(z) = \frac{U(z)}{E(z)} = \frac{a + abz^{-1}}{1 - z^{-1}}. \quad (16)$$

Isolando $U(z)$ em (16) têm se:

$$U(z) = aE(z) + abE(z)z^{-1} + U(z)z^{-1}. \quad (17)$$

Aplicando a transformada-z inversa em (18), obtém-se

$$u(n) = ae(n) + abe(n-1) + u(n-1). \quad (18)$$

onde n representa a amostra atual e $n-1$ representa uma amostra anterior do sistema.

A equação de diferenças utilizada para a implementação (simulação e *hardware*) é apresentada em (19).

$$u[n] = 1.435e[n] - 1.365e[n-1] + u[n-1]. \quad (19)$$

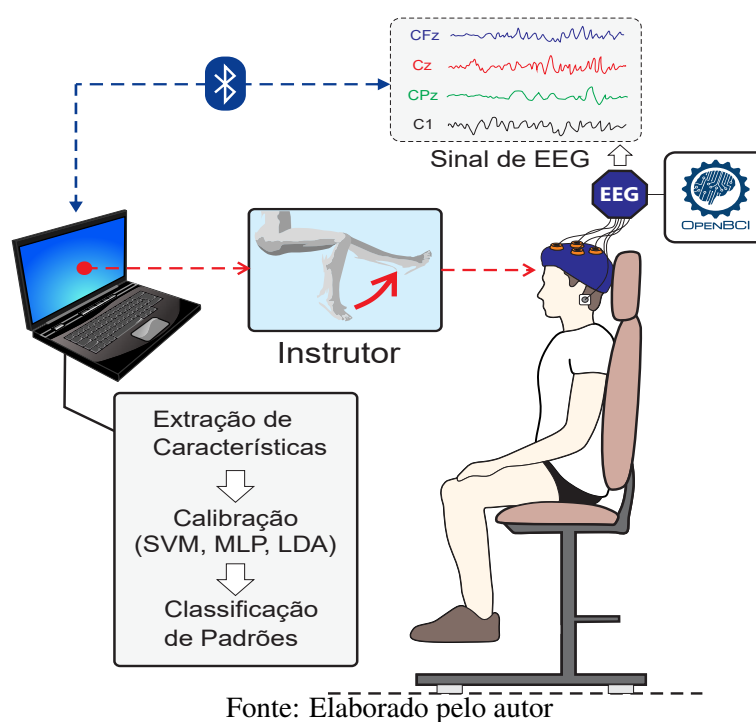
4.1.5 Procedimento de treinamento para sinais de EEG

O protocolo de treinamento dos classificadores usando sinais de EEG é dividido em duas fases, definidas como (i) a fase de calibração, que inclui a aquisição dos sinais de EEG e ajuste dos classificadores, e (ii) fase de feedback, detalhada a seguir.

4.1.5.1 Fase de calibração do sistema

Na fase de calibração, o participante foi instruído a realizar a imagética motora da perna direita ou permanecer em repouso. O método de teste foi adaptado de Yusoff *et al.* (2014), no qual os participantes olham para uma referência ao mesmo tempo em que são instruídos a realizar a imagética. Nesta pesquisa, foi incluído um instrutor, cuja função é observar as orientações de movimento vindas do software e reproduzi-las, fisicamente, para que o voluntário visualize e reproduza mentalmente os mesmos movimentos, conforme apresentado na Figura 9.

Figura 9 - Protocolo de treinamento de classificadores usando sinais de EEG.



Foram realizadas dez repetições (*trials*) com duração média de quatro segundos para duas classes distintas: (i) imagética motora da perna direita e (ii) permanecer em repouso. A sequência de testes de imagética motora apresentada ao indivíduo é aleatória, a fim de evitar movimentos enviesados.

4.1.5.2 Extração de características e Classificação de padrões

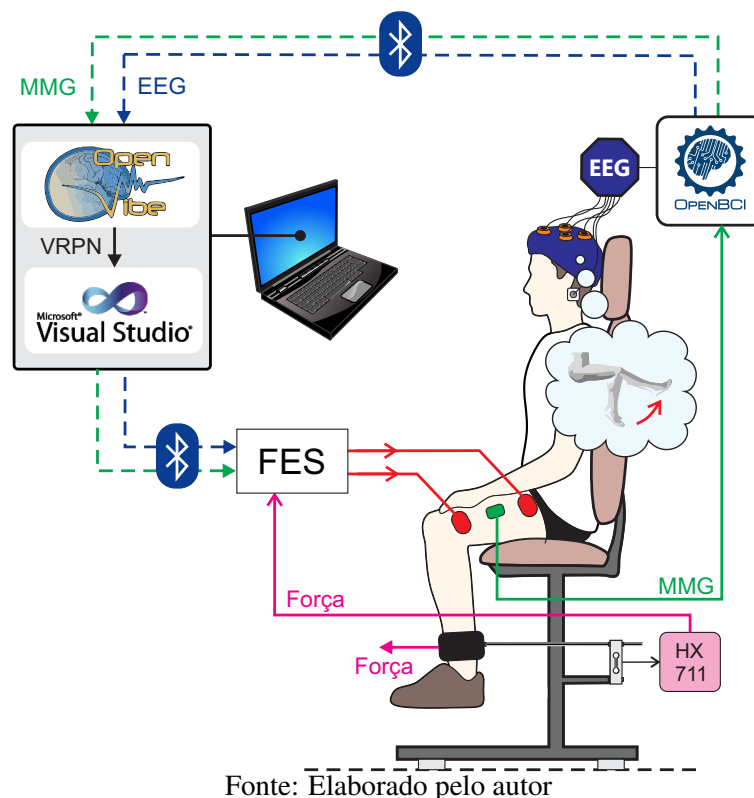
A extração de características foi realizada por meio do filtro CSP. A análise é aplicada a sinais filtrados para obter uma discriminação efetiva dos estados mentais caracterizados pela dessincronização/sincronização relacionada aos eventos (ERD/ERS) de imagética motora. O filtro espacial ótimo utilizado foi o de 7º ordem.

As características extraídas pelo CSP foram submetidos ao classificador LDA, conforme os testes realizados no capítulo 3 deste trabalho. O referido classificador apresentou desempenho entre 69% e 77% frente aos dados de EEG captados por 4 canais. Com possível baixo custo computacional durante o treinamento e fase de *feedback* (PARASTARFEIZABADI; KOUZANI, 2017).

4.1.5.3 Fase de *feedback*

Na fase de *feedback*, representada na Figura 10, o participante foi instruído a imaginar o movimento indicado pelo instrutor. A cada protocolo, uma nova aquisição de dados dos canais de EEG é realizada e, simultaneamente, o classificador produz um valor real (de 0 a 100 %), que quantifica a probabilidade de associação da classe com a resposta das ondas cerebrais do indivíduo.

Figura 10 - Fase de Feedback .



Após o cálculo dessa probabilidade, o valor é transferido do software *OpenVibe* para uma interface de Rede Periférica de Realidade Virtual (VRPN) desenvolvida em C++, usando o ambiente Microsoft Visual Studio (SILVA *et al.*, 2019). O sinal recebido pelo VRPN é processado e enviado de forma binária, por meio de comunicação sem fio (*bluetooth*), para o estimulador elétrico, que por sua vez ativa ou inativa a FES. As condições para ativar e desativar

o controle FES são:

- *Ativado*: se a similaridade entre o sinal de saída do classificador e o padrão desejado for igual ou superior a 72 % (FIUSA *et al.*, 2019) do valor de similaridade estipulado para os testes, o controle FES é ativado.
- *Desativado*: se a semelhança entre o sinal de saída do classificador e o padrão desejado for menor que o previamente estipulado, ou se a fadiga neuromuscular for menor que 30 % do valor máximo da MMG (4.1.4.2), o controle FES é desativado. De acordo com Krueger *et al.* (2020), este é o último estágio em que a fadiga tem um declínio próximo ao linear. Após este instante, pode-se considerar que o músculo está fadigado.

Assim que a FES é ativada, o sistema desliga o EEG e aguarda 5s para iniciar o registro da MMG. A partir desse momento, se a MMG for menor que 30 % do valor normalizado, a FES é desligada. A Figura 11 ilustra o fluxograma da fase de feedback.

4.2 RESULTADOS

Neste estudo piloto, o voluntário foi submetido a 2 testes, utilizando a mesma metodologia, em dias diferentes. Todos os testes foram realizados com o estimulador elétrico, sensor MMG e sensor de força conectados ao participante. Uma comparação entre os resultados da classificação dos sinais de EEG, entre os testes, é apresentada na Tabela 4. Os índices de desempenho avaliados nos testes foram a acurácia na validação cruzada, variância (σ), precisão e sensibilidade (FAWCETT, 2006).

Tabela 4 - Classificação do estágio de treinamento EEG

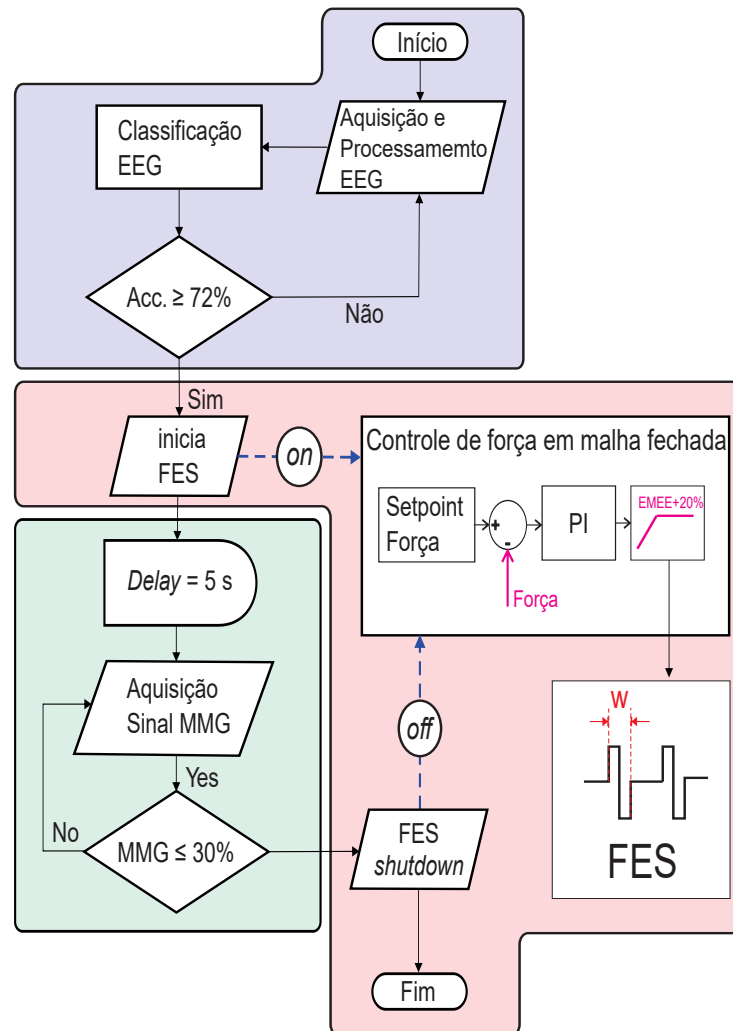
Ensaio	Classificador	Acurácia	Precisão	Sensibilidade	σ
1	LDA	69.01%	72.94%	71.03%	3.43
2	LDA	77.04%	79.00%	76.80%	2.19

Fonte: O próprio autor

O maior percentual de precisão foi alcançado no ensaio 2 (77,04 %), 8 % maior do que o resultado observado no ensaio 1 (69 %). A diferença entre os resultados pode ser atribuída a fatores como concentração por parte do participante (KLEIH; KÜBLER, 2015).

Após cada treinamento, o voluntário era submetido à fase de *feedback* para teste do sistema em malha fechada.

Figura 11 - Visão geral da fase de feedback.



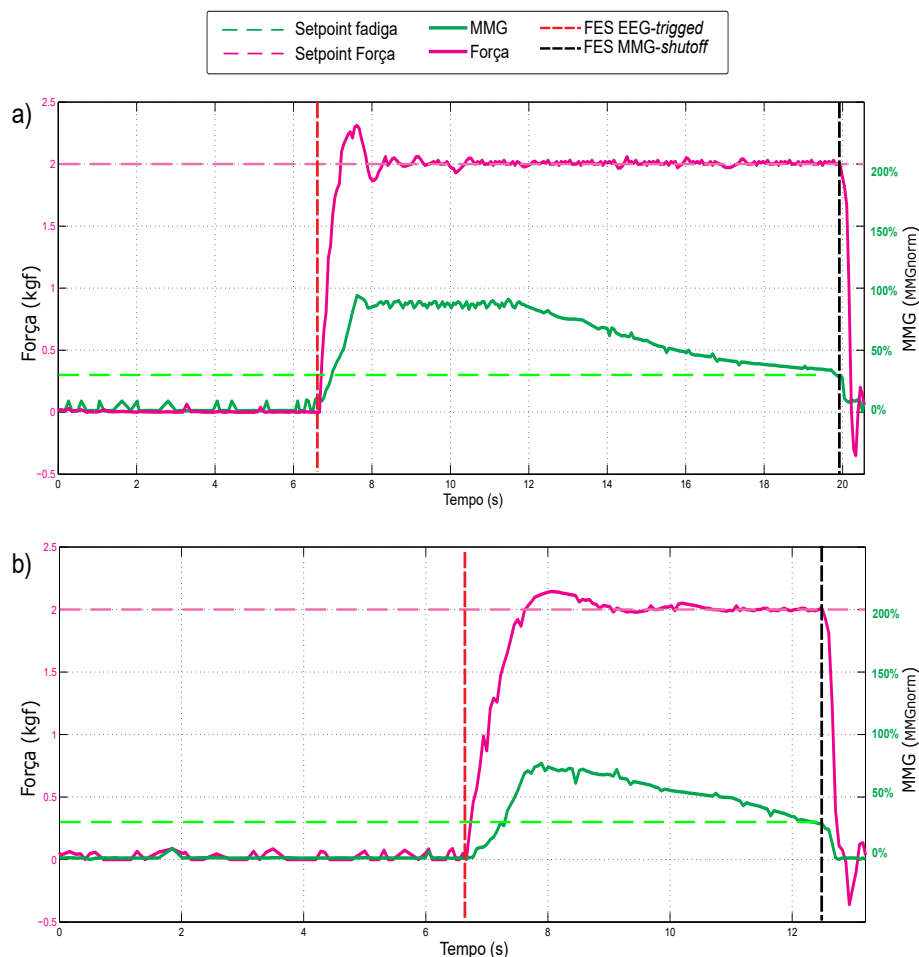
Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1 Ensaio 1

4.2.1.1 Teste 1

Neste ensaio, assim que o sistema foi habilitado, o voluntário foi orientado a imaginar a posição de descanso por 6 s, após este momento foi solicitado para que ele imaginasse o movimento da perna direita. Em um valor 800 ms, o voluntário atingiu o índice de 72% (LDA) e ligou a FES, configurada com *setpoint* de controle em 2 kgf. Após 13 s, a MMG indicou valor de 30% e desligou a BCI. A dinâmica de funcionamento do sistema é apresentado pela Figura 12a.

Figura 12 - Resultados do Ensaio 1.



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.2 Teste 2

Após 5 min do teste 1, o voluntário foi orientado a repetir a imagética de descanso. Conforme no teste 1, após 6s foi instruído a imaginar o movimento da perna direita e em menos de 1 s o voluntário atingiu o índice de 72% de correlação com a classe e ligou a FES, configurada com *setpoint* de controle em 2 kgf. Passados 6 s o MMG indicou fadiga menor do que 30% e desligou a BCI. A dinâmica de funcionamento do sistema é apresentado pela Figura 12b.

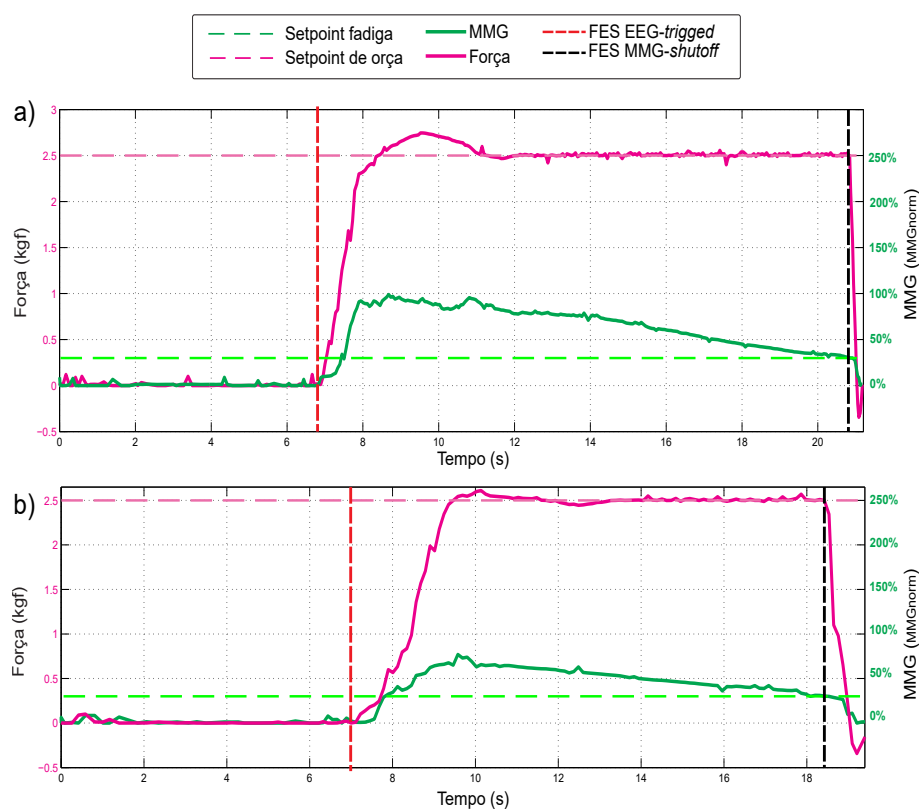
Devido ao exercício realizado no teste 1, o músculo do participante, no teste 2, fadigou 7 s mais rápido quando comparado ao primeiro teste. No total, o ensaio 1 demorou 45 min, levando em conta o tempo de preparo do voluntário, treinamento, testes e desmontagem dos equipamentos.

4.2.2 Ensaio 2

4.2.2.1 Teste 1

Repetindo a metodologia do ensaio 1, com intervalo de uma semana, o participante foi instruído a imaginar a posição de descanso por 6 s, após este instante de tempo o mesmo foi orientado a imaginar o movimento da perna direita. Em 800 ms o voluntário atingiu o índice de 72% de correlação e ligou a FES, Desta vez, configurada com *setpoint* de controle em 2,5 kgf. Passados 14 s a fadiga atingiu o índice de 29% e a FES foi desligada (Figura 13a).

Figura 13 - Resultados do Ensaio 2.



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2.2 Teste 2

Na sequência, 5 min após o teste 1, o voluntário foi instruído à repetir a imagética de descanso por 6s. Novamente, entre o intervalo de tempo de 6 a 7s o voluntário atingiu o índice de 72% de correlação com a classe e acionou a estimulação elétrica, configurada com *setpoint* de controle em 2,5 kgf. Passados 12 s o MMG indicou fadiga menor do que 30% e desligou a FES (Figura 13b).

Neste ensaio o músculo do voluntário não apresentou um nível de fadiga considerável entre

os testes, a diferença entre os ensaios (MMG=30%) foi de 2 s. Entretanto, observa-se que a amplitude V_{rms} do sinal do MMG no ensaio 2 sempre se manteve menor quando comparada ao ensaio 1.

4.3 COMPARAÇÃO COM TRABALHOS CORRELATOS

Uma comparação entre os trabalhos correlatos a esta pesquisa é apresentada pela Tabela 5. Buscou-se encontrar trabalhos que aplicam a FES acionada por EEG com monitoramento de fadiga por MMG. Entretanto, nenhum trabalho foi encontrado com os referidos termos. Deste modo, foram selecionados os trabalhos que mais se aproximaram da abordagem desta pesquisa.

Tabela 5 - Comparações com trabalhos relacionados à interface EEG-FES.

Referência	Controle FES	Número de Indivíduos	Acionamento FES	Terapia	Fadiga MMG
(MCCRIMMON <i>et al.</i> , 2014)	MA	9	EEG	Dorsiflexação do tornozelo	Não
(KING <i>et al.</i> , 2015)	MA	1	EEG	Piloto Marcha	Não
(MCCRIMMON <i>et al.</i> , 2015)	MA	4	EEG	Dorsiflexação do tornozelo	Não
(MRACHACZ-KERSTING <i>et al.</i> , 2016)	MA	22	EEG	Dorsiflexação do tornozelo	Não
(QIU <i>et al.</i> , 2015)	MA	20	EEG	Extensão e flexão ativa FES	Não
(SELFSLAGH <i>et al.</i> , 2019)	MF	16	EEG	Articulação do joelho	Não
(LIKITLERSUANG <i>et al.</i> , 2018)	MA	2	EEG	Articulação do joelho	Não
(SON; KU, 2019)	MA	12	EEG	Reabilitação Marcha	Não
Este trabalho	MF	1	EEG	Piloto	Sim

Fonte: Dados da pesquisa do autor. MA: Controle em malha aberta. MF: Controle em malha fechada.

Na Tabela 5 observa-se que nenhum trabalho citado realiza o controle de FES em malha fechada e considera a fadiga neuromuscular dos voluntários participantes. Conforme apresen-

tado nesta pesquisa, os referidos itens contribuíram de forma significativa para realização dos ensaios com *setup* de referência controlado. Nos ensaios 1 e 2 o voluntário acionou a FES e realizou exercícios isométricos controlados em 2kgf, quando o músculo do quadríceps mostrou-se fadigado o sistema desligou automaticamente. Assim, em nenhum momento houve variação de carga abrupta e ação de controle da FES desproporcional, fatos que segundo Krueger *et al.* (2014) previnem possíveis lesões durante a aplicação da FES.

4.3.1 EEG acionando a FES

Dentre uma ampla gama de aplicações que fazem uso do BCI, pode-se destacar o reconhecimento de padrões das IM para acionar sistemas FES no controle de movimentos funcionais (WADA *et al.*, 2019; ZHANG *et al.*, 2019; GWIN; FERRIS, 2012). No entanto, conforme discutido em Nagar e Sethia (2019), ainda há necessidade de estudos que apresentem soluções viáveis baseadas na experiência do usuário para BCIs. Em outras palavras, os sistemas BCI devem realizar o treinamento e a classificação rapidamente, reduzindo o tempo médio das tentativas e, consequentemente, o esgotamento do participante, o que pode influenciar na capacidade do indivíduo de produzir dessincronização relacionada a eventos e sincronização relacionada a eventos confiáveis (ERD/ERS) padrões durante imagens motoras. Outro fator a ser considerado é a possível interferência causada pela estimulação elétrica, segundo Marquez-Chin, Marquis e Popovic (2016), que afeta os registros do EEG e o posterior funcionamento do BCI.

A pesquisa realizada em Gant *et al.* (2018), por exemplo, usa a classificação de sinais de EEG combinados com estimulação elétrica na reabilitação motora de diferentes voluntários tetraplégicos. Foi utilizado o classificador CSP + SVM, que apresentou 74,5 % de acurácia geral da classificação. O número de canais EEG não foi relatado. Da mesma forma, em Bhaduri *et al.* (2016), uma interface BCI é utilizada na reabilitação motora de membros inferiores, com 16 canais, baseada na combinação CSP + LDA. O desempenho foi de 67,92 % de acurácia na validação cruzada.

4.3.2 Reconhecimento da fadiga muscular

Em Selfslagh *et al.* (2019), foi realizado um sistema de controle em malha fechada BCI-FES, em pessoas com paraplegia, durante a caminhada. Porém, em relação à fadiga, os autores indicaram que quando o terapeuta observou um claro sinal de fadiga, a corrente foi aumentada em 5 mA. O ajuste da amplitude da FES (PI) durante a fadiga foi medido cineticamente (angular) e não por meio de sensor específico como MMG. Porém, além do grande aprimoramento prático do sistema alcançado pelos pesquisadores, o sensor de fadiga exclusivo é importante para interromper a FES e evitar qualquer lesão. McDaniel *et al.* (2017) propõe a realização de ciclismo em solo ativado por FES, com controle em malha fechada tomando como referência

a rotação da manivela, em indivíduos com paraplegia. Em Selfslagh *et al.* (2019) a fadiga foi indicada por testes subjetivos representados pela diminuição do desempenho físico, e não por meio de um sensor específico. Por um lado, o presente estudo registrou a instalação da fadiga usando o sensor de MMG durante a contração isométrica eletricamente evocada (CIEE). Alternativamente à Selfslagh *et al.* (2019) e McDaniel *et al.* (2017) que avaliaram a fadiga durante a caminhada (com FES) e ciclismo (com FES) em solo. Dessa forma, durante a CIEE, o sensor MMG está menos suscetível à artefatos de deslocamento que durante o movimento.

Como em Naeem *et al.* (2020), que avaliou a fadiga muscular (baseada em MMG) durante o ciclismo acionado por FES, em indivíduos com paraplegia ($N = 5$). Neste caso, os autores testaram um classificador SVM para estimar a fadiga, tendo como entrada os coeficientes mel-cepstrais da frequência (MFCC, do inglês *Mel-Frequency Cepstrum Coefficients*) obtidas por meio do sinal de MMG, na faixa de 20-200 Hz, e encontraram precisões de até 90,7 % inter-sujeitos. Os desempenhos foram obtidos em processo *off-line*, pois devido ao custo computacional, essas técnicas podem ser de difícil implantação *on-line*. Um ano depois, o mesmo grupo de pesquisa (NAEEM *et al.*, 2020) usou monitoramento em tempo real baseado em MMG para detecção de fadiga muscular e desligamento do FES de malha aberta em indivíduos com paraplegia ($N = 3$). O desligamento ocorreu na redução do torque de 50 %, 60 % e 70 %. Porém, não foi explicado como foi obtido o torque de 100 %, devido à não contração voluntária (em nosso estudo aplicamos o EMEE (Figura 7)). Diferente de Naeem *et al.* (2020), que processou o sinal com filtro passa-banda Butterworth 5-100 Hz e recurso RMS, foi utilizado um filtro 20-25Hz e RMS devido a essas frequências (reconhecido por Cauchy algoritmo wavelet) são mais atenuados durante a FES em indivíduos com paraplegia (KRUEGER *et al.*, 2020).

4.4 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Uma das principais limitações do sistema reside no fato de estar em fase de protótipo, significa que, embora esteja operando em malha fechada funcional, não está totalmente integrado. O experimental possui um tempo de *setup* não desprezável, que deve ser reduzido se todo o sistema for integrado e encapsulado. Portanto, é necessário reduzir o tamanho do dispositivo para possibilitar a aplicação rápida e fácil. Para isso é necessário embutir o processamento do sinal em um único microcontrolador, já que parte do processamento é feito em um computador e integrado às placas eletrônicas.

Em relação aos aspectos operacionais, usar a fadiga muscular (inferida a partir da MMG) como sinalizador para desligar o sistema pode não ser a abordagem ideal. Como o sistema é acionado pela classificação dos padrões de EEG, o sistema deve ser desligado pelo mesmo sinal. No entanto, a contaminação por ruído de estimulação elétrica torna a tarefa de reconhecimento de padrões complicada. Portanto, trabalhos futuros incluem a exploração de métodos para filtrar ou separar o ruído do sinal de EEG como uma etapa de pré-processamento. Outra abordagem

possível é encontrar métodos robustos o suficiente para classificar o sinal ruidoso com precisão adequada.

O sistema de controle baseia-se principalmente na contração isométrica com uma medida estática de força por uma célula de carga. Para permitir que o sistema funcione dinamicamente, a malha de controle deve ser atualizada para operar com controle de ângulo articular. Para fazer isso, a configuração experimental precisa ser modificada incluindo transdutores para a dinâmica do joelho, como dinamômetros isocinéticos de joelho (AKSöZ *et al.*, 2019) e eletrogoniômetros (TEODORO *et al.*, 2020). Além disso, o sistema de controle deve ser refinado para lidar com as incertezas presentes na planta (DOWNEY *et al.*, 2017; TEODORO *et al.*, 2020; SANCHES, 2013). Pelo que sabemos, a FES é acionada por um operador externo, dessa forma, trabalhos futuros podem incluir o controle do ângulo articular acionado por EEG para tornar o sistema em sua maioria autônomo.

4.5 CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO

Um sistema de controle de força isométrica com FES em malha fechada foi proposto neste trabalho como um elemento chave para melhorar as sessões de neuroreabilitação e colaborar para o desenvolvimento de neuropróteses. O principal diferencial da metodologia proposta em relação a literatura atual é ter o sistema FES sendo acionado por padrões de EEG e sendo desligado por sinais de fadiga, o que pode aumentar a efetividade d sistema para uso futuro em sessões de reabilitação física, ou mesmo, implementação em neuropróteses. Para acionar o sistema usando sinais de EEG, um classificador supervisionado foi treinado usando um protocolo de imagética motora. O *trigger* de desligamento por fadiga foi definido pelo limiar do sinal MMG. A variável de controle foi um sinal de força medido a partir de uma célula de carga fixada na perna por uma barra rígida, portanto o sistema opera em condição estática (contração isométrica).

O sistema de reconhecimento de EEG atingiu acurácias acima de 70 %, o que se mostrou suficiente para acionar o sistema FES. Durante a operação em malha fechada, o sistema atingiu o ponto de ajuste de força em menos de um minuto desde o início da FES com um erro estacionário relativamente baixo. O sinal de fadiga conseguiu desligar o sistema FES em todos os casos estudados, porém o período em que isso ocorre variou de uma tentativa para outra. Trabalhos futuros podem considerar a exploração de abordagens para desligar o sistema usando sinais de EEG. Além disso, adicionar transdutores adicionais, tornando o dispositivo menor e usável, e refinando as estratégias de controle, como o controle do ângulo articular, deve aumentar a usabilidade de todo o sistema, reduzindo o tempo de configuração e evitando a necessidade de um operador externo.

5 CONCLUSÕES GERAIS

Neste capítulo, apresentam-se as principais conclusões extraídas a partir da aplicação do protocolo experimental e seus resultados, enumerando-se também sugestões que visam à continuidade e o aprofundamento da pesquisa, além de suas possíveis aplicações clínicas em reabilitação.

5.1 CONCLUSÕES

A integração das técnicas de eletroencefalografia, mecanomiografia e estimulação elétrica permitem o acionamento, controle de força em malha fechada e monitoramento em tempo real da fadiga do músculo quadríceps em pessoas com lesão medular. A união das referidas técnicas se mostra promissora e configura-se como elemento chave para melhorar as sessões de neuro reabilitação e colaborar para o desenvolvimento de neuropróteses. A seguir são elencadas as principais evidências exploradas em cada capítulo desta tese.

5.1.1 Capítulo 2

Por meio de levantamento bibliográfico evidenciou-se que as principais técnicas de extração de características e classificação de padrões de EEG são o CSP, MLP, LDA e SVM e que não possui na literatura trabalhos que revelam o número mínimo de canais de EEG que podem ser utilizados em sistemas BCI-FES.

Outro ponto identificado foi a inexistência de trabalhos de BCI-FES-MMG para membros inferiores, que utilizam controle em malha fechada de força e monitoramento sensoreado de fadiga neuromuscular para proporcionar movimentos suaves, controlados e com baixo risco de lesão aos indivíduos participantes.

5.1.2 Capítulo 3

Por meio de um estudo de caso foi investigada a influência da redução do número de canais de EEG (11 para 1 em estudo comparativo de N=5) na classificação da imagética motora de membros inferiores em indivíduos saudáveis e com paraplegia. Assim, foi evidenciado que pode-se utilizar um número reduzido de eletrodos (4), aliado aos algoritmos CSP+LDA sem comprometer a acurácia de classificação.

5.1.3 Capítulo 4

Através de um estudo piloto foi preenchida a principal lacuna identificada no capítulo 2 desta tese. Foi implementado um sistema BCI-FES com o número de canais reduzido (4 canais), controle isométrico de força (eletricamente evocada) em malha fechada e monitoramento em tempo real da fadiga por meio da técnica de MMG.

5.2 CONTRIBUIÇÕES DA TESE

A principal contribuição dessa tese foi o desenvolvimento de uma metodologia eficaz para a reabilitação de pessoas com lesão medular completa. Combinando as técnicas BCI + FES + MMG foi possível permitir que o participante atuasse sobre sua própria sessão, com movimento isométrico controlado e detecção de músculo cansado, ou seja, assim que é detectado o limiar de fadiga mínimo (30%) o sistema é desligado, evitando possíveis lesões durante os exercícios.

Em relação ao número de canais de EEG utilizados, quando comparado aos trabalhos de Malik, Iqbal e Tiwana (2016), Selfslagh *et al.* (2019), Gant *et al.* (2018), Bhattacharyya, Clerc e Hayashibe (2016), a presente pesquisa utilizou um número reduzido, determinado por meio de um estudo estatístico (capítulo 3) que elegeu a combinação de 4 canais de EEG + CSP + LDA como adequado para a BCI utilizada nesta tese. Tal configuração atingiu resultados maiores que 72% nos 4 ensaios, *online*, realizados no estudo piloto apresentado no capítulo 4. Além do desempenho satisfatório, a referida combinação apresenta redução no tempo de instalação do sistema proposto devido a simplicidade das arquiteturas envolvidas.

A metodologia de treinamento na fase de calibração do EEG, também apresenta um diferencial entre os trabalhos correlatos a esta pesquisa. A utilização de um instrutor diminui a carga de treinamento do voluntário, que analisa os indicativos mostrados pelo *software*. Assim, o risco do indivíduo participante se confundir na tentativa de adivinhar indicações de imagens motoras futuras (ALONSO-VALERDI; SALIDO-RUIZ; RAMIREZ-MENDOZA, 2015) é baixo.

A metodologia de integração dos sistemas (EEG, FES e MMG) foi realizada entre softwares de acesso gratuito, Microsoft Visual Studio e o software *OpenVibe*, por meio deles foi validada uma interface de Rede Periférica de Realidade Virtual (VRPN) proposta por (SILVA *et al.*, 2019), que recebe o sinal dos classificadores de padrões (EEG), desliga o EEG, liga a FES, após 3 s começa a monitorar o nível de fadiga e desliga o sistema quando o limiar de fadiga é menor que 30%.

5.2.1 Trabalhos Futuros

A combinação das técnicas BCI, FES e MMG apresenta avanços na difusão de técnicas de reabilitação que oferecem maior autonomia no controle dos exercícios por parte dos usuários. Neste sentido a continuidade de trabalhos na mesma linha é necessária aplicação da técnica com número elevado de voluntário, Dentre os estudos futuros, sugere-se:

- Estudo de técnicas de processamento digital de sinais para extração de características dos sinais de EEG contaminados com FES, permitindo o desligamento da estimulação elétrica por meio do EEG;
- Ampliar o sistema desenvolvido para aplicação de FES com controle de força em malha fechada acionada por EEG para as duas pernas do voluntário;
- Além do controle de força acionado pelo EEG, implementar também, o controle angular das articulações do quadril, joelho e tornozelo;
- Desenvolver uma interface amigável utilizando apenas um software, EX: *Python* ao invés da integração entre o Microsoft Visual Studio e o software *OpenVibe*;
- Aplicar a técnica desenvolvida para um número maior de voluntários;
- Desenvolver um método para calcular o custo computacional da aplicação mostrada nesta tese.

5.3 PRODUÇÕES CIENTÍFICAS RELACIONADAS COM A TESE

As seguintes contribuições são propostas para periódicos:

1) BRONIERA P, J.;CAMPOS D, P.; LAZZARETTI A, E.; NOHAMA P.; CARVALHO A, A.; KRUEGER E.; TEIXEIRA M, C, M. Influence of EEG channels reduction on lower limb motor imagery during electrical stimulation in healthy and paraplegic subjects.

2) BRONIERA P, J.;CAMPOS D, P.; LAZZARETTI A, E.; NOHAMA P.; CARVALHO A, A.; KRUEGER E.; TEIXEIRA M, C, M. EEG-FES-Force-MMG closed-loop control systems of a paraplegic volunteer considering motor imagery with fatigue recognition and automatic shut-off.

3) NUNES, W. R. B. M.; KRUEGER, E.; BRONIERA JR, P.; SANCHES, M. A. A.; TEIXEIRA, M. C. M.; CARVALHO, A. A. EEG-Based Brain-Controlled Functional Electrical Stimulation for Lower Limbs Rehabilitation: Advances and Perspectives.

As seguintes contribuições foram aceitas em Congressos:

4) BRONIERA JUNIOR, P.; NUNES, W. R. B. M.; LAZZARETTI, A. E.; NOHAMA, P.; CARVALHO, A. A.; KRUEGER, E.; TEIXEIRA, M. C. M. Classifier for motor imagery during parametric functional electrical stimulation frequencies on the quadriceps muscle. In: INTERNATIONAL IEEE/EMBS CONFERENCE ON NEURAL ENGINEERING (NER), 9th., 2019, San Francisco. **Proceedings** [...] San Francisco: IEEE EMBS, 2019. pp. 526-529.

5) MARTINS, G. ; BRONIERA JUNIOR, P. ; LAZZARETTI, A. E. ; NOHAMA, P. ; KRUEGER, E. Avanços na Interface Cérebro Máquina controlando FES em Membro Superior de Pacientes com Sequelas pós AVE. In: II Congresso Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento em Tecnologia Assistiva- CBTA, 2018, Bauru. **Anais** [...] BAURU: UNESP, 2018. p. 45-49.

6) BRONIERA JR, P.; NUNES, W. R. B. M.; KRUEGER, E.; GAINO, R.; COVACIC, M. R.; CARVALHO, A. A.; TEIXEIRA, M. C. M. Análise Comparativa da Classificação de Sinais de Eletroencefalografia no Domínio do Tempo Utilizando Redes PMC e RBF. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ELETROMIOGRAFIA E CINESIOLOGIA-COBEC E SIMPÓSIO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA-SEB, 2017, Uberlândia. **Anais** [...] Uberlândia: SBEB, 2017.

7) BRONIERA JR, P.; NUNES, W. R. B. M.; KRUEGER, E.; GAINO, R.; COVACIC, M. R.; CARVALHO, A. A.; TEIXEIRA, M. C. M. Estudo Comparativo entre Redes Perceptron Multicamadas (PMC) e Redes de Funções de Base Radial (RBF) para a Classificação de Sinais Eletroencefalográficos no Domínio do Tempo. In: SIMPÓSIO DE NEUROENGENHARIA, IV, 2017, Macaíba. **Anais** [...] CEPS Anita Garibaldi: ISD, 2017.

8) NUNES, W. R. B. M.; GAINO, R.; COVACIC, M.R.; BRONIERA JR, P.; TEIXEIRA, M. C. M.; CARVALHO, A. A. Predição via Redes Neurais Artificiais da Curva de Recrutamento Muscular com Estimulação Elétrica Funcional dos Membros Inferiores. In: CONFERÊNCIA BRASILEIRA DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES-DINCON, 2017, São José do Rio Preto. **Anais** [...] São José do Rio Preto: SBMAC, 2017.

9) NUNES, W. R. B. M.; BRONIERA JR, P.; KRUEGER, E.; CARVALHO, A. A. Common Spatial Pattern apresenta 18 % a mais de acurácia que o Laplaciano em Imagética Motora de membros superiores. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ELETROMIOGRAFIA E CINESIOLOGIA-COBEC E SIMPÓSIO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA-SEB, 2017, Uberlândia. **Anais** [...] Uberlândia: SBEB, 2017.

REFERÊNCIAS

- ADAMA, S. V.; BOGDAN, M. Stroke rehabilitation and parkinson's disease tremor reduction using bcis combined with fes. *International Journal of Privacy and Health Information Management (IJPHIM)*, Hershey, v. 6, n. 1, p. 20 – 36, 2018.
- AGUIRRE, A. L.; BAZANELLA, A.; REGINATTO, R. *Enciclopédia de automação volume II: controle e automação*. São Paulo: Editora Blucher, 2007.
- AHUJA, C. S. *et al.* Spinal cord injury—what are the controversies? *Journal of orthopaedic trauma*, Florida, v. 31, p. S7 – S13, 2017.
- AKSÖZ, E. A. *et al.* Design of an isokinetic knee dynamometer for evaluation of functional electrical stimulation strategies. *Medical Engineering & Physics*, York, v. 73, p. 100 – 106, 2019.
- ALONSO-VALERDI, L. M.; SALIDO-RUIZ, R. A.; RAMIREZ-MENDOZA, R. A. Motor imagery based brain–computer interfaces: An emerging technology to rehabilitate motor deficits. *Neuropsychologia*, Georgia, v. 79, p. 354 – 363, 2015.
- ANG, K. K. *et al.* Filter bank common spatial pattern algorithm on bci competition iv datasets 2a and 2b. *Frontiers in neuroscience*, Washington, v. 6, p. 39 – 52, 2012.
- BHADURI, S. *et al.* Classification of lower limb motor imagery using k nearest neighbor and naïve-bayesian classifier. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON RECENT ADVANCES IN INFORMATION TECHNOLOGY (RAIT). 3th., 2016, Jharkhand. **Proceedings [...]** Dhanbad: IEEE, 2016. p. 499 – 504.
- BHATTACHARYYA, S.; CLERC, M.; HAYASHIBE, M. A study on the effect of electrical stimulation as a user stimuli for motor imagery classification in brain-machine interface. *European journal of translational myology*, Padoa, v. 26, n. 2, p. 11 – 27, 2016.
- BLANKERTZ, B. *et al.* Optimizing spatial filters for robust eeg single-trial analysis. *IEEE Signal processing magazine*, Manhattan, v. 25, n. 1, p. 41 – 56, 2008.
- BROCCARD, F. D. *et al.* Closed-loop brain–machine–body interfaces for noninvasive rehabilitation of movement disorders. *Annals of biomedical engineering*, Berlim, v. 42, n. 8, p. 1573 – 1593, 2014.
- CHAUDHARY, U.; BIRBAUMER, N.; RAMOS-MURGUIALDAY, A. Brain–computer interfaces for communication and rehabilitation. *Nature Reviews Neurology*, Berlim, v. 12, n. 9, p. 513 – 534, 2016.
- CHERKASSKY, V. S.; MULIER, F. *Learning from Data: Concepts, Theory, and Methods*. New York: John Wiley & Sons, 1998.

- CHOI, I. *et al.* Functional electrical stimulation controlled by motor imagery brain-computer interface for rehabilitation. **Brain Sciences**, Beijing, v. 10, n. 8, p. 507 – 539, 2020.
- CHUANG, L.-L. *et al.* Effect of emg-triggered neuromuscular electrical stimulation with bilateral arm training on hemiplegic shoulder pain and arm function after stroke: a randomized controlled trial. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, Berlim, v. 14, n. 1, p. 122 – 137, 2017.
- COELHO, A. A. R.; COELHO, L. d. S. **Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares**. 2. ed. Florianópolis: UFSC, 2015.
- COHEN, J. **Statistical power analysis for the behavioral sciences**. 2. ed. Abingdon: Routledge, 2013.
- COTHRAN, T. P.; LARSON, J. E. Brain-computer interface technology for schizophrenia. **Journal of Dual Diagnosis**, Abingdon, v. 8, n. 4, p. 337 – 340, 2012.
- DO, A. H. *et al.* Brain-computer interface controlled functional electrical stimulation system for ankle movement. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, Berlim, v. 8, n. 1, p. 49 – 64, 2011.
- DO, A. H. *et al.* Brain-computer interface controlled functional electrical stimulation device for foot drop due to stroke. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY. 3th., 2012, Califórnia. **Proceedings** [...] Califórnia: IEEE, 2012. p. 6414 – 6420.
- DOWNEY, R. J. *et al.* Switched tracking control of the lower limb during asynchronous neuromuscular electrical stimulation: Theory and experiments. **IEEE Transactions on Cybernetics**, v. 47, n. 5, p. 1251 – 1262, 2017.
- FALLER, L. *et al.* Muscle fatigue assessment by mechanomyography during application of NMES protocol. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, São Paulo, v. 13, n. 5, p. 422 – 429, 2009.
- FARIA, P.; LEAL, A.; MIRANDA, P. C. Comparing different electrode configurations using the 10-10 international system in tdcS: a finite element model analysis. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY. 7th., 2009, Minneapolis. **Proceedings** [...] Minneapolis: IEEE, 2009. p. 1596 – 1599.
- FAWCETT, T. An introduction to roc analysis. **Pattern recognition letters**, Berlim, v. 27, n. 8, p. 861 – 874, 2006.
- FERRARIN, M.; PEDOTTI, A. The relationship between electrical stimulus and joint torque: A dynamic model. **IEEE transactions on rehabilitation engineering**, Manhattan, v. 8, n. 3, p. 342 – 352, 2000.
- FIUSA, J. M. *et al.* The muscle-machine interface after stroke in improvement of hand extension: Case report. In: LATIN AMERICAN WORKSHOP ON COMPUTATIONAL NEUROSCIENCE. 3th., 2019, São João Del Rey. **Anais** [...] São João Del Rey: Springer, 2019. p. 249 – 257.

- FLEMING, M. K. *et al.* Transcranial direct current stimulation for promoting motor function in cerebral palsy: a review. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Califórnia, v. 15, n. 1, p. 1 – 8, 2018.
- GANT, K. *et al.* Eeg-controlled functional electrical stimulation for hand opening and closing in chronic complete cervical spinal cord injury. *Biomedical Physics & Engineering Express*, Bristol, v. 4, n. 6, p. 65 – 91, 2018.
- GOLDENHOLZ, D. M. *et al.* Mapping the signal-to-noise-ratios of cortical sources in magnetoencephalography and electroencephalography. *Human brain mapping*, Nova Jersey, v. 30, n. 4, p. 1077 – 1086, 2009.
- GORDLEEVA, S. Y. *et al.* Exoskeleton control system based on motor-imaginary brain–computer interface. *Modern technologies in medicine*, Pozharsky, v. 9, n. 3, p. 32 – 57, 2017.
- GREEN, J. B. *et al.* High-resolution eeg in poststroke hemiparesis can identify ipsilateral generators during motor tasks. *Stroke*, Dallas, v. 30, n. 12, p. 2659 – 2665, 1999.
- GWIN, J. T.; FERRIS, D. P. An eeg-based study of discrete isometric and isotonic human lower limb muscle contractions. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Londres, v. 9, n. 1, p. 1 – 11, 2012.
- HAMID, S.; HAYEK, R. Role of electrical stimulation for rehabilitation and regeneration after spinal cord injury: an overview. *European Spine Journal*, Berlim, v. 17, n. 9, p. 1256 – 1269, 2008.
- HU, S. *et al.* The statistics of eeg unipolar references: derivations and properties. *Brain topography*, Berlim, v. 32, n. 4, p. 696 – 703, 2019.
- IRIMIA, D. C.; POBORONIUC, M. S.; ORTNER, R. Improved method to perform fes&bci based rehabilitation. In: E-HEALTH AND BIOENGINEERING CONFERENCE (EHB). 16th., 2013, Las Vegas. **Proceedings** [...] Las Vegas: IEEE, 2013. p. 601 – 606.
- JANG, Y. Y.; KIM, T. H.; LEE, B. H. Effects of brain–computer interface-controlled functional electrical stimulation training on shoulder subluxation for patients with stroke: a randomized controlled trial. *Occupational therapy international*, Nova Jersey, v. 23, n. 2, p. 175 – 185, 2016.
- KANAGA, E. G. M. *et al.* A comparative analysis of classification algorithms on different stimuli for eeg based bci applications. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON TRENDS IN ELECTRONICS AND INFORMATICS (ICOEI). 3th., 2019, Tirunelveli. **Proceedings** [...] Tirunelveli: IEEE, 2019. p. 601 – 606.
- KHOSLA, A.; KHANDNOR, P.; CHAND, T. A comparative analysis of signal processing and classification methods for different applications based on eeg signals. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Manhattan, v. 40, n. 2, p. 649 – 690, 2020.
- KIM, T.; KIM, S.; LEE, B. Effects of action observational training plus brain–computer interface-based functional electrical stimulation on paretic arm motor recovery in patient with stroke: a randomized controlled trial. *Occupational therapy international*, Nova Jersey, v. 23,

n. 1, p. 39 – 47, 2016.

KING, C. E. *et al.* Brain-computer interface driven functional electrical stimulation system for overground walking in spinal cord injury participant. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY. 36th., 2014, Chicago. **Proceedings** [...] Chicago: IEEE, 2014. p. 1238 – 1242.

KING, C. E. *et al.* The feasibility of a brain-computer interface functional electrical stimulation system for the restoration of overground walking after paraplegia. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Londres, v. 12, n. 1, p. 1 – 11, 2015.

KLEIH, S. C.; KÜBLER, A. Psychological factors influencing brain-computer interface (bci) performance. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS. 9th., 2015, Hong Kong. **Proceedings** [...] Hong Kong: IEEE, 2015. p. 3192 – 3196.

KRUEGER, E. *et al.* Neuromuscular fatigue detection by mechanomyography in people with complete spinal cord injury. *Research on Biomedical Engineering*, Berlim, v. 36, p. 203 – 212, 2020.

KRUEGER, E.; POPOVIĆ-MANESKI, L.; NOHAMA, P. Mechanomyography-based wearable monitor of quasi-isometric muscle fatigue for motor neural prostheses. *Artificial organs*, Nova Jersey, v. 42, n. 2, p. 208 – 218, 2018.

KRUEGER, E. *et al.* Mechanomyography energy decreases during muscular fatigue in paraplegics. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY. 36th., 2014, Chicago. **Proceedings** [...] Chicago: IEEE, 2014. p. 5824 – 5827.

LI, K.; ZHANG, X.; DU, Y. A svm based classification of eeg for predicting the movement intent of human body. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON UBIQUITOUS ROBOTS AND AMBIENT INTELLIGENCE (URAI). 10th., 2013, Jeju. **Proceedings** [...] Jeju: IEEE, 2013. p. 402–406.

LIKITLERSUANG, J. *et al.* Eeg-controlled functional electrical stimulation therapy with automated grasp selection: A proof-of-concept study. *Topics in spinal cord injury rehabilitation*, St. Louis, v. 24, n. 3, p. 265 – 274, 2018.

LUPU, R. G.; UNGUREANU, F.; CIMPANU, C. Brain-computer interface: Challenges and research perspectives. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL SYSTEMS AND COMPUTER SCIENCE (CSCS). 22th., 2019, Bucharest. **Proceedings** [...] Bucharest: IEEE, 2019. p. 387 – 394.

MACHADO, S. *et al.* Eeg-based brain-computer interfaces: an overview of basic concepts and clinical applications in neurorehabilitation. *Reviews in the Neurosciences*, Berlim, v. 21, n. 6, p. 451 – 468, 2010.

MALIK, A. N.; IQBAL, J.; TIWANA, M. I. Eeg signals classification and determination of optimal feature-classifier combination for predicting the movement intent of lower limb. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE (ICRAI). 2th., 2016, Islamabad. **Proceedings** [...] Islamabad: IEEE, 2016. p. 45 – 49.

MARQUEZ-CHIN, C.; MARQUIS, A.; POPOVIC, M. R. Eeg-triggered functional electrical stimulation therapy for restoring upper limb function in chronic stroke with severe hemiplegia. *Case reports in neurological medicine*, Londres, v. 1, p. 342 – 371, 2016.

MCCRIMMON, C. M. *et al.* Brain-controlled functional electrical stimulation for lower-limb motor recovery in stroke survivors. In: ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY. 36th., 2014, Chicago. **Proceedings** [...] Chicago: IEEE, 2014. p. 1247 – 1250.

MCCRIMMON, C. M. *et al.* Brain-controlled functional electrical stimulation therapy for gait rehabilitation after stroke: a safety study. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Londres, v. 12, n. 1, p. 1 – 12, 2015.

MCDANIEL, J. *et al.* Setting the pace: insights and advancements gained while preparing for an fes bike race. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Berlim, v. 14, n. 1, p. 118 – 132, 2017.

MONASTRA, V. J. Electroencephalographic biofeedback (neurotherapy) as a treatment for attention deficit hyperactivity disorder: rationale and empirical foundation. *Child and Adolescent Psychiatric Clinics*, Califórnia, v. 14, n. 1, p. 55 – 82, 2005.

MRACHACZ-KERSTING, N. *et al.* Efficient neuroplasticity induction in chronic stroke patients by an associative brain-computer interface. *Journal of neurophysiology*, Rockville, v. 115, n. 3, p. 1410 – 1421, 2016.

MRACHACZ-KERSTING, N. *et al.* The effect of type of afferent feedback timed with motor imagery on the induction of cortical plasticity. *Brain research*, Berlim, v. 1674, p. 91 – 100, 2017.

NAEEM, J. *et al.* Electrical stimulator with mechanomyography-based real-time monitoring, muscle fatigue detection, and safety shut-off: a pilot study. *Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik*, Berlim, v. 65, n. 4, p. 461 – 468, 2020.

NAGAR, P.; SETHIA, D. Brain mapping based stress identification using portable eeg based device. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATION SYSTEMS & NETWORKS (COMSNETS). 11th., 2019, Bangalore. **Proceedings** [...] Bangalore: IEEE, 2019. p. 601–606.

NANDY, A. *et al.* Feature extraction and classification of eeg signals for seizure detection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS, ELECTRICAL AND SIGNAL PROCESSING TECHNIQUES (ICREST). 1th., 2019, Dhaka. **Proceedings** [...] Dhaka: IEEE, 2019. p. 480 – 485.

NASEER, N.; HONG, K.-S. fnirs-based brain-computer interfaces: a review. *Frontiers in human neuroscience*, Lausanne, v. 9, p. 3 – 17, 2015.

NEHMZOW, U. *Scientific Methods in Mobile Robotics: quantitative analysis of agent behaviour*. 3. ed. Berlim: Springer Science & Business Media, 2006.

NOGUEIRA-NETO, G. *et al.* The influence of window length analysis on the time and frequency domain of mechanomyographic and electromyographic signals of submaximal

fatiguing contractions. *Open Journal of Biophysics*, Wuhan, v. 3, n. 03, p. 178 – 196, 2013.

OSUAGWU, B. C. *et al.* Rehabilitation of hand in subacute tetraplegic patients based on brain computer interface and functional electrical stimulation: a randomised pilot study. *Journal of neural engineering*, Bristol, v. 13, n. 6, p. 145 – 167, 2016.

PARASTARFEIZABADI, M.; KOUZANI, A. Z. Advances in closed-loop deep brain stimulation devices. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Londres, v. 14, n. 1, p. 1 – 20, 2017.

PIERCE, P. A. *Fatigue: neural and muscular mechanisms*. 2. ed. Berlim: Springer Science & Business Media, 2013.

QIU, S. *et al.* Event-related beta eeg changes during active, passive movement and functional electrical stimulation of the lower limb. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Manhattan, v. 24, n. 2, p. 283 – 290, 2015.

REMSIK, A. *et al.* A review of the progression and future implications of brain-computer interface therapies for restoration of distal upper extremity motor function after stroke. *Expert review of medical devices*, Londres, v. 13, n. 5, p. 445 – 454, 2016.

RUIZ, S.; BIRBAUMER, N.; SITARAM, R. Abnormal neural connectivity in schizophrenia and fmri-brain-computer interface as a potential therapeutic approach. *Frontiers in psychiatry*, Lausanne, v. 4, p. 17 – 34, 2013.

SAMUEL, O. W. *et al.* Intelligent emg pattern recognition control method for upper-limb multifunctional prostheses: advances, current challenges, and future prospects. *IEEE Access*, Manhattan, v. 7, p. 10150 – 10165, 2019.

SANCHES, M. A. A. **Sistema eletrônico para geração e avaliação de movimentos em paraplégicos**. 2013. 184f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

SANCHEZ, J. C.; PRINCIPE, J. C. Brain–Machine Interface Engineering. *Synthesis Lectures on Biomedical Engineering*, v. 2, n. 1, p. 221 – 234, 2007.

SELFSLAGH, A. *et al.* Non-invasive, Brain-controlled Functional Electrical Stimulation for Locomotion Rehabilitation in Individuals with Paraplegia. *Scientific Reports*, Berlim, v. 9, n. 1, p. 1 – 17, 2019.

SILVA, C. R. *et al.* Interfacing brains to robotic devices a vrpn communication application. In: BRAZILIAN CONGRESS ON BIOMEDICAL ENGINEERING. 16th., 2019, Rio de Janeiro. **Anais [...]** Rio de Janeiro: IEEE, 2019. p. 597 – 603.

SON, J.; KU, J. Development of brain computer interface based action observation program with functional electrical stimulation device (fes). In: INTERNATIONAL WINTER CONFERENCE ON BRAIN-COMPUTER INTERFACE (BCI). 7th., 2019, Seul. **Proceedings [...]** Seul: IEEE, 2019. p. 1–6.

SPAMPINATO, C. *et al.* Deep learning human mind for automated visual classification. In: PROCEEDINGS OF THE IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN

RECOGNITION. 2th., 2017, Honolulu. **Proceedings** [...] Honolulu: IEEE, 2017. p. 6809 – 6817.

TAKAHASHI, M.; GOUKO, M.; ITO, K. Fundamental research about electroencephalogram (eeg)-functional electrical stimulation (fes) rehabilitation system. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON REHABILITATION ROBOTICS. 11th., 2009, Kyoto. **Proceedings** [...] Kyoto: IEEE, 2009. p. 316 – 321.

TAKAHASHI, M. *et al.* Event related desynchronization-modulated functional electrical stimulation system for stroke rehabilitation: a feasibility study. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, Berlim, v. 9, n. 1, p. 1–6, 2012.

TEO, W.-P.; CHEW, E. Is motor-imagery brain-computer interface feasible in stroke rehabilitation? **PM&R**, Manhattan, v. 6, n. 8, p. 723 – 728, 2014.

TEODORO, R. G. *et al.* Robust switched control design for electrically stimulated lower limbs: A linear model analysis in healthy and spinal cord injured subjects. **Control Engineering Practice**, Manhattan, v. 102, p. 104 – 530, 2020.

TORRES, W. L. *et al.* Mathematical modeling and pid controller parameter tuning in a didactic thermal plant. **IEEE Latin America Transactions**, Chicago, v. 15, n. 7, p. 1250 – 1256, 2017.

VAPNIK, V. N. **Statistical Learning Theory**. 2. ed. Londres: Wiley-Interscience, 1998.

VIDAURRE, C. *et al.* Eeg-based bci for the linear control of an upper-limb neuroprosthesis. **Medical engineering & physics**, Chicago, v. 38, n. 11, p. 1195 – 1204, 2016.

WADA, K. *et al.* Development of a brain-machine interface for stroke rehabilitation using event-related desynchronization and proprioceptive feedback. **Advanced Biomedical Engineering**, Tokyo, v. 8, p. 53 – 59, 2019.

YAO, L.; ZHANG, D. G.; WANG, Y. Study on brain-computer interface controlled functional electrical stimulation system for lower limbs. **Chinese Journal of Biomedical Engineering**, Londres, v. 5, n. 2, p. 1–17, 2012.

YUSOFF, M. Z. A. M. *et al.* Mental task motor imagery classifications for noninvasive brain computer interface. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT AND ADVANCED SYSTEMS (ICIAS). 5th., 2014, Kuala Lumpur. **Proceedings** [...] Kuala Lumpur: IEEE, 2014. p. 1 – 5.

ZHANG, W. *et al.* Asynchronous brain-computer interface shared control of robotic grasping. **Tsinghua Science and Technology**, Berlim, v. 24, n. 3, p. 360 – 370, 2019.

APÊNDICE A - ESTIMULADOR ELÉTRICO

O estimulador elétrico desenvolvido possui as seguintes características:

- 1 canal;
- Forma de onda bipolar;
- Frequência de estimulação ajustável de 5 a 60Hz;
- Largura de pulso ajustável de 20 us a 600 us;
- Saída de estimulação elétrica por tensão.

Os circuitos do referido dispositivo foram montados em uma caixa plástica para eletrônica de 200 mm x 300 mm. E os parâmetros do estimulador são ajustados manualmente por meio de uma interface homem máquina (IHM) - Figura 14 - constituída das seguintes funcionalidades:

- Display de LCD 2x16 para visualização dos parâmetros;
- Potenciômetro para ajuste da frequência;
- Potenciômetro para ajuste largura de pulso;
- Potenciômetro para ajuste de *setpoint*;
- Botão para seccionamento do circuito de potência;
- Botão de seleção para leitura de parâmetros ¹;
- Botão de seleção para funcionalidade de controle em malha aberta ou malha fechada ².

Além da IHM, o estimulador também possui conexão com os eletrodos via borne banana, entrada para botão de emergência (SANCHES, 2013) e conexão com a célula de carga via conector MIC.

¹ Este botão permite realizar a seleção do tipo de variável que será plotada no display - estão disponíveis Largura de pulso, frequência e *setpoint*

² O estimulador possui duas funções. i) Malha aberta: Neste caso a largura de pulso é ajustada manualmente pelo potenciômetro. ii) Malha fechada: A largura de pulso é incrementada e decrementada de forma automática pelo controlador PI de acordo com o *setpoint* de carga ajustado

Figura 14 - Vista da IHM do estimulador elétrico desenvolvido.

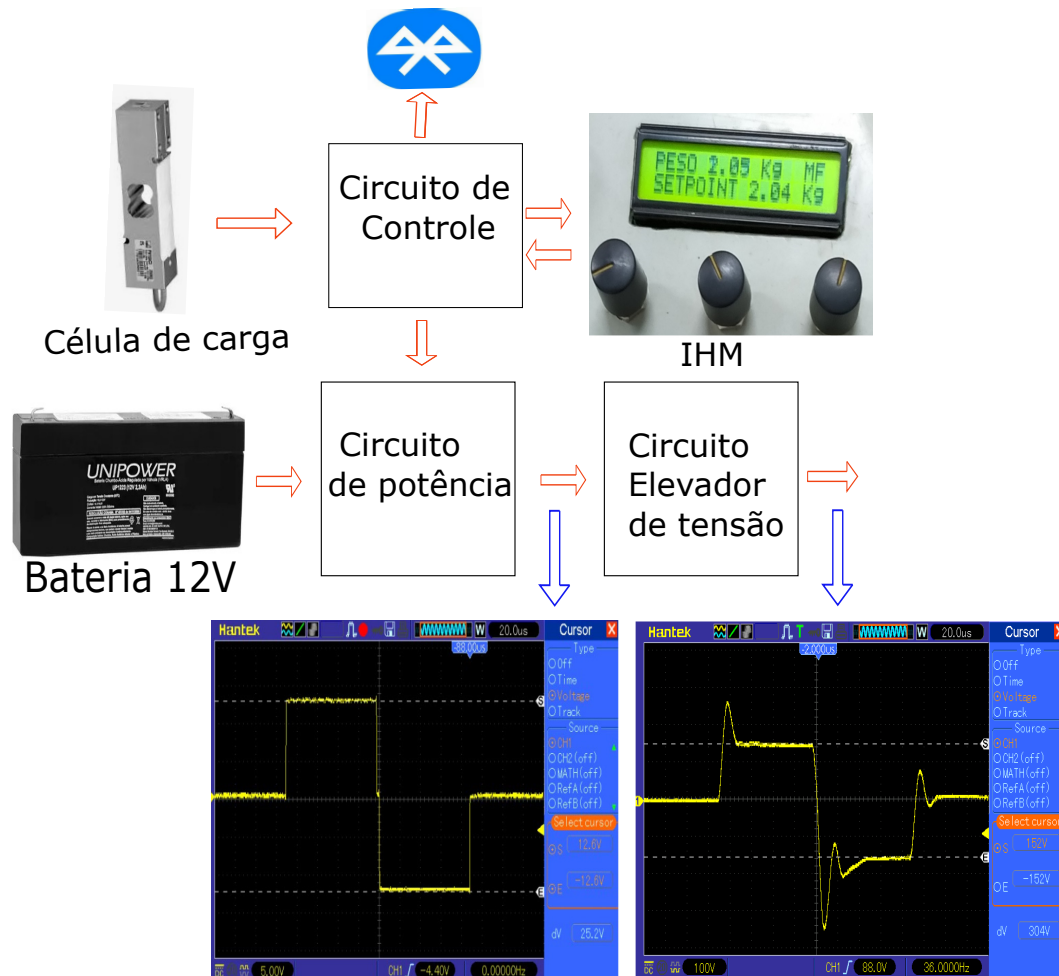


Fonte: Elaborado pelo Autor

Um diagrama em blocos das etapas de funcionamento do estimulador elétrico é apresentado pela Figura 15. Basicamente, o referido dispositivo é constituído quatro circuito, são eles:

- Circuito de potência;
- Circuito de elevador de tensão;
- Circuito de controle;
- Circuito de IHM.

Figura 15 - Diagrama em blocos do estimulador elétrico.



Fonte: Elaborado pelo Autor