

Ana Paula de Souza

**Uma ICC independente de visão
usando ASA e coerência espacial em
uma abordagem inter-indivíduo**

Belo Horizonte - MG
06 de novembro de 2018

Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**UMA ICC INDEPENDENTE DE VISÃO USANDO ASA E
COERÊNCIA ESPACIAL EM UMA ABORDAGEM
INTER-INDIVÍDUO**

Ana Paula de Souza

Tese de Doutorado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes
Coorientador: Prof. Dr. Leonardo Bonato Felix

Belo Horizonte - MG
Novembro de 2018

S729u Souza, Ana Paula de.
Uma ICC independente de visão usando ASA e coerência espacial em uma abordagem inter-indivíduo [manuscrito] / Ana Paula de Souza. - 2018. xxviii, 94 f., enc.: il.

Orientador: Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes.
Coorientador: Leonardo Bonato Félix.

Tese (doutorado) Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Interface cérebro-computador - Teses. 3. Potenciais auditivos evocados - Teses. I. Mendes, Eduardo Mazoni Andrade Marçal. II. Félix, Leonardo Bonato. III. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. V. Título.

CDU: 621.3(043)

TESE DE DOUTORADO Nº 286

**UMA ICC INDEPENDENTE DE VISÃO USANDO ASA E COERÊNCIA
ESPACIAL EM UMA ABORDAGEM INTER-INDIVÍDUO**

Ana Paula de Souza

DATA DA DEFESA: 06/11/2018


"Uma ICC Independente de Visão Usando ASA e Coerência Espacial em uma Abordagem Inter-indivíduo"

Ana Paula de Souza

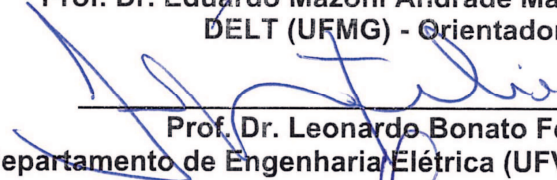
Tese de Doutorado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 06 de novembro de 2018.

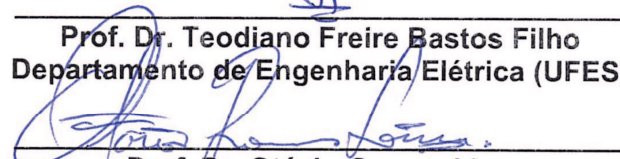
Por:



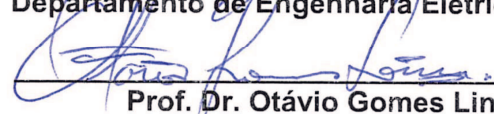
Prof. Dr. Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes
DELT (UFMG) - Orientador



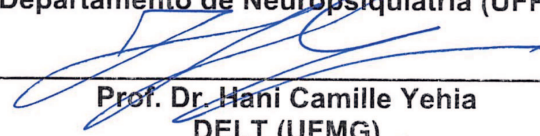
Prof. Dr. Leonardo Bonato Félix
Departamento de Engenharia Elétrica (UFV) - Coorientador



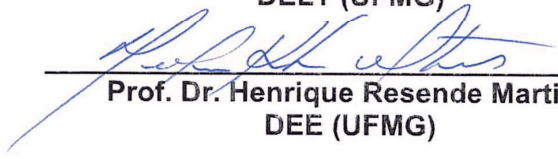
Prof. Dr. Teodiano Freire Bastos Filho
Departamento de Engenharia Elétrica (UFES)



Prof. Dr. Otávio Gomes Lins
Departamento de Neuropsiquiatria (UFPE)



Prof. Dr. Haní Camille Yehia
DELT (UFMG)



Prof. Dr. Henrique Resende Martins
DEE (UFMG)

Dedicatória

Aos meus sobrinhos, Isabela e Bernardo, meus amores de riso fácil.

Agradecimentos

"Cada pessoa que passa em nossa vida passa sozinha e não nos deixa só porque deixa um pouco de si e leva um pouquinho de nós. Essa é a mais bela responsabilidade da vida e a prova de que as pessoas não se encontram por acaso."

Charles Chaplin

E, se me perguntarem como é um doutorado, direi que, se tens curiosidade, vá e vivencie. Cada ser tem seus atributos e intempéries, portanto, a experiência do outro não deve ser balizadora. Os anos de imersão nessa ideia me permitem concluir, sem hesitar, que o maior obstáculo do processo de doutoramento são as expectativas. Essas, responsáveis por constante inquietação, têm como contrapontos a paciência e persistência. Na verdade, é preciso reflexão para questionarmos os erros e acertos. Afinal, os questionamentos permitem que a ciência seja experimentada e construída.

No decorrer desses quatro anos, creio que não deixei de agradecer cada um que passava por meu caminho. No entanto, gostaria de dedicar esse espaço para tentar formalizar esses agradecimentos. Tenho certeza que, futuramente, ao lerem estas linhas, identificarão sua importância neste trabalho.

Minha família sempre despertou em mim os traços de força, determinação e disciplina. Quando, por vezes, a ansiedade e insegurança dominavam, bastava um abraço demorado dos meus pais e irmã ou o sorriso doce dos meus sobrinhos para restabelecer a serenidade. Meu caminhar foi também suavizado pelo apoio incondicional de meu marido, meu amigo e companheiro que soube lidar com as adversidades do caminho. Saibam que a contribuição de vocês vai além do que posso descrever nesse espaço.

Meus amigos, os de muitos anos e os que fiz ao longo do doutorado, vocês foram protagonistas de boas histórias e possuem significado especial nesse trajeto. Foram muitas conversas, reflexões, danças, projetos e processos. Independente da música, vocês sempre me conduziam com leveza e me fortaleciam com suas falas motivadoras. Seja na UFV, NIAS, MACSIN ou NEPEB, sempre tive muito o que aprender. As mudanças foram constantes ao longo desses anos e a adaptação nem sempre foi fácil e rápida mas, tive apoio na partida e na chegada. Essa acolhida e respeito foram muito importantes para que eu me sentisse em casa.

Meus orientadores, vocês foram os mentores deste projeto e souberam contornar os obstáculos para que chegássemos neste momento. Mudamos o curso por várias vezes em busca de respostas, à procura do novo. Cada um à sua maneira, soube me motivar, instigando o racionalismo diante das mazelas do doutorado. Nos momentos de desânimo tive o apoio que precisava e, por vezes, longas e enriquecedoras discussões foram conduzidas para que pudéssemos concluir algo. Agradeço, além da orientação, a amizade, a confiança e a oportunidade. Sem dúvidas, a convivência com vocês permitiu tanto meu crescimento profissional como pessoal. Espero que essa parceria, iniciada ainda em minha iniciação científica e mestrado, possa ter continuidade.

Pude dedicar-me plenamente durante esses anos, devido ao apoio e incentivo da Universidade Federal de Viçosa. Aos amigos e colegas da UFV/Florestal agradeço a compreensão e parceria durante cada etapa deste projeto. Espero que, ao retornar, possamos retomar nossos trabalhos.

Enfim, analisando o percurso até aqui e todo o histórico acadêmico e pessoal, tenho muito a agradecer. Os colaboradores diretos e indiretos deste projeto me conduziram a reflexões, incentivando minha criticidade. Não há dúvidas de que somos influenciados por tudo que vivemos. Assim, cada um de vocês foi peça fundamental para a construção desta tese.

Meus sinceros agradecimentos a todos.

Agradecimentos também à FAPEMIG, CNPq e CAPES pelo apoio para o desenvolvimento deste trabalho.

Epígrafe

"Se depender de mim, nunca ficarei plenamente maduro nem nas ideias nem no estilo, mas sempre verde, incompleto, experimental."

Gilberto Freyre

"A experiência nunca falha, apenas as nossas opiniões falham, ao esperar da experiência aquilo que ela não é capaz de oferecer."

Leonardo da Vinci

Sumário

Agradecimentos	ix
Resumo	xvii
Abstract	xix
Lista de Figuras	xxiii
Lista de Tabelas	xxv
Abreviações	xxvii
1 Introdução	1
1.1 Introdução	1
1.1.1 Objetivos do trabalho	4
1.1.2 Estrutura da tese	4
2 Revisão Bibliográfica	7
2.1 Fisiologia cerebral e processamento auditivo	7
2.2 Potenciais Evocados Auditivos	9
2.3 Atenção Seletiva Auditiva e ASSR	10
2.4 Interface Cérebro-Computador Auditiva	12
2.4.1 ICC baseada em atenção seletiva auditiva	13
3 Efeito da repetição em uma ICC auditiva usando coerência espacial e classificador contralateral	19

3.1	Introdução	19
3.2	Materiais e Métodos	19
3.2.1	Sinais EEG: protocolo de aquisição	19
3.2.2	Estímulos	20
3.2.3	Protocolo de estimulação	22
3.2.4	Magnitude Quadrática da Coerência (MSC - <i>Magnitude Squared Coherence</i>)	23
3.2.5	Coerência espacial	23
3.2.6	Extração de características	25
3.2.7	Classificador Contralateral	26
3.2.8	Performance da ICC	26
3.3	Resultados	27
3.4	Discussão	30
4	Performance da ICC auditiva para diferentes classificadores e estímulos	31
4.1	Introdução	31
4.2	Materiais e Métodos	32
4.2.1	Sinais EEG: protocolo de aquisição	32
4.2.2	Estímulos	32
4.2.3	Protocolo de estimulação	33
4.2.4	Extração de características e Classificadores	34
4.2.5	Performance da ICC	35
4.3	Resultados	35
4.4	Discussão	36
5	Identificação de melhores canais e aplicação em testes com intervalos distintos e repetições	39
5.1	Introdução	39
5.2	Materiais e Métodos	40
5.2.1	Sinais EEG: protocolo de aquisição	40
5.2.2	Estímulos	40

5.2.3	Protocolo de estimulação	41
5.2.4	Performance da ICC	41
5.3	Resultados	43
5.3.1	Melhores Combinações e janelas	43
5.3.2	Repetições e tempo entre testes	44
5.4	Discussão	46
6	Discussão final e conclusão	49
6.1	Publicações	51
6.2	Trabalhos Futuros	51
	Bibliografia	64

Resumo

As interfaces cérebro-computador (ICCs) têm sido usadas como uma forma de comunicação de pessoas com danos neuromusculares, podendo utilizar sinais cerebrais registrados no couro cabeludo durante estímulos externos ou eventos sincronizados. O registro desses sinais pode ser feito pelo eletroencefalograma (EEG), o qual apresenta alterações identificadas como potenciais evocados (PEs) ou potenciais relacionados a eventos (PREs). Embora a literatura mostre muitas aplicações de sinais com estimulação visual ou potencial relacionado à imaginação motora, o uso das ICCs com esses eventos, em algumas situações, requer treinamento e/ou exige do usuário controle motor, podendo causar desconforto e fadiga. A implementação de ICCs independentes de visão, como as que utilizam o potencial originado por estímulos auditivos em regime permanente (ASSR), mostram-se como alternativa para superar tal problema. Esse potencial pode ser alterado pela condição de atenção (Atenção Seletiva Auditiva - ASA), podendo influenciar regiões distintas do cérebro. Muitas implementações apresentadas pela literatura mostram interfaces individualizadas, não analisando as diferenças inter-indivíduos. Nesse contexto, uma abordagem generalizada pode ser uma alternativa interessante para uma aplicação abrangente de uma interface. A extração das características da ASA em determinado som pode ser realizada por meio da coerência espacial, que avalia o valor da coerência na frequência das moduladoras, baseando-se também na posição dos eletrodos utilizados. O presente trabalho propõe a investigação da atenção seletiva auditiva para diferentes estímulos com modulação AM, abordando os seguintes aspectos: avaliação do efeito de repetições com intervalos semanais; investigação de novos classificadores espectrais; e a identificação de parâmetros e avaliação do número de repetições e intervalos. Os resultados mostram que não há aumento na taxa de acerto da ICC desenvolvida para o intervalo de, pelo menos, uma semana. O melhor resultado em uma abordagem inter-indivíduo obtido pelo novo classificador (modular) atingiu taxas de acerto média de 75% e taxa de transferência de informação (ITR) de $2,217 \text{ bits/min}$, considerando três janelas (5,1 s de duração). Esse resultado foi obtido com estímulos de 500 Hz e 2 kHz e uma combinação formada principalmente por eletrodos da região frontal e pré-frontal, considerando 5 s e 10 s de intervalo entre as repetições. Além disso, considerando esses intervalos, os resultados sugerem que a performance da ICC mantém-se considerando três e oito repetições consecutivas. Diante dos resultados, acredita-se que é possível a implementação de uma ICC independente de visão que abrange a diferença inter-indivíduos, permitindo a comunicação de usuários por meio da atenção seletiva auditiva, sem treinamento prévio dos voluntários.

Palavras-chave: ICC independente de visão; ASSR; atenção seletiva auditiva; coerência espacial; diferenças inter-indivíduos.

Abstract

Brain-Computer Interfaces (BCIs) can be used as an alternative for communication of people who suffer from neuromuscular damages. Brain signals recorded on the scalp during external stimuli or synchronized events can be used for these BCIs. These signals may be collected using electroencephalogram (EEG) which exhibits alterations identified as evoked potentials (EPs) or event related potentials (ERPs). Albeit the literature shows many applications of signals with visual stimulation and potential related to motor imagination, the use of the BCIs with these events, in some situations, requires training and/or demands a motor control of the user and may cause discomfort and exhaustion. The implementation of BCIs independent of vision, as those that use the originated potential by auditory stimuli in steady state (ASSR) shows themselves as an alternative to overcome this issue. This potential can be altered by the auditory condition (auditory selective attention - ASA) and can influence distinct brain regions. Individualized interfaces are shown in many literature applications, however, they do not analyze inter-individual differences. Thus, a general approach may be a reasonable alternative for a wide application interface. The feature extraction during ASA of a particular sound can be performed by using spatial coherence, which evaluates the coherence value in the modulated frequencies, based on the positions of the chosen electrodes. This work proposes an auditory selective attention investigation for different stimuli using AM modulation addressing the following aspects: evaluation of repetition effect with weekly intervals; investigation of new spectral classifiers; and parameters identification and evaluation of repetition number and intervals. The results show that there is no increase in the hit rate of the BCI developed for the interval of, at least one week. The best result in an inter-subject approach obtained by the new classifier (modular) reached mean hit rates of 75% and information transfer rate (ITR) of 2.217 *bits/min*, contemplating three windows (5.1 s of length). This result was obtained with stimuli of 500 Hz and 2 kHz and a combination formed mainly by frontal and prefrontal electrodes, considering 5 s and 10 s interval between the repetitions. In addition, taking into account these intervals, the results suggest that the performance of the BCI remains in three and eight consecutive repetitions. Given the outcomes, it is believed that it is possible to implement a vision-free BCI that covers the inter-individual difference, allowing users to communicate using auditory selective attention without previous training of the volunteers.

Keywords: vision-free BCI; ASSR; auditory selective attention; spatial coherence; inter-individual differences.

Lista de Figuras

2.1	Lobos cerebrais: frontal, temporal, parietal e occipital. Figura modificada de Kandel et al. (2000).	8
2.2	Estruturas que compõem a orelha: ouvido externo, médio e interno. Modificada de Kandel et al. (2000).	8
2.3	Respostas auditivas: resposta auditiva de tronco encefálico (ABR - <i>auditory brainstem response</i>); resposta auditiva de média latência (AMLR - <i>auditory middle latency response</i>); resposta auditiva tardia (ALR - <i>auditory late response</i>) e P300. Figura modificada de Hall III (2015).	10
2.4	Processo <i>offline</i> de uma interface cérebro-computador (ICC): aquisição de sinais, pré-processamento, extração e seleção de características, e treinamento do classificador. O procedimento é realizado em N trechos para calibração dos parâmetros da ICC. A figura foi modificada do diagrama esquemático apresentado em Lotte et al. (2018).	18
2.5	Parâmetros que definem a usabilidade de uma interface cérebro-computador (ICC). A figura foi modificada do diagrama esquemático apresentado em Choi et al. (2017).	18
3.1	Estimulação no tempo de 1 s a 5 s: cinza é o estímulo entregue à orelha direita e preto é o estímulo entregue à orelha esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz e as portadoras de 500 Hz e 2 kHz, para esquerda e direita, respectivamente.	21
3.2	Estimulação binaural: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32Hz e 38Hz e as portadoras de 500 Hz e 2 kHz, para esquerda e direita, respectivamente (Ilustração modificada de Ranaudo (2012)).	22
3.3	Índice de atenção: Mapa topográfico com a distribuição dos eletrodos de acordo com o paradigma de Delorme e Makeig (2004) mostrando o $\kappa_{espacial}$ e o índice de atenção resultante (vetor horizontal).	25
3.4	Variação da taxa de acerto (%) considerando a média de vinte voluntários para vinte janelas de sinal.	28

3.5	Variação da taxa de transferência de informação - ITR - em <i>bits/min</i> , considerando a média de vinte voluntários para vinte janelas de sinal.	28
3.6	Variação da taxa de acerto (%) de acordo com as semanas. Análise com a média dos resultados, considerando 10,21s de sinal (seis janelas).	29
3.7	Intervalo de variação das diferenças das taxas de acerto entre as semanas obtido com teste de Tukey, com nível de confiança de 95%.	29
4.1	Protocolo de estimulação binaural: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz, para esquerda e direita, respectivamente, e as portadoras variaram de acordo com a Tabela 4.1. A figura ilustra um exemplo do teste de atenção na orelha direita, mostrando uma instrução monaural com duração de 1,5 s e estimulação binaural de 10,21 s.	33
4.2	Taxas de acerto dos classificadores contralateral e modular, considerando todas as janelas ($M = 3,4,5$ e 6) e portadoras conforme a Tabela 4.1.	35
4.3	Média da coerência espacial durante atenção nos estímulos esquerdo (mapas superiores) e direito (mapas inferiores). Os mapas da esquerda e da direita são a coerência espacial para as moduladoras de 32 Hz e 38 Hz, respectivamente, usando as portadoras 0,5kHz/4,0kHz. A coerência foi calculada usando a Equação 3.8 e considerando a diferença entre atenção e sem atenção. Os mapas foram estimados usando a <i>toolbox</i> do EEGLAB considerando três janelas (5,1 s).	37
5.1	Protocolo de estimulação binaural com repetição: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz, para esquerda e direita, respectivamente, e portadoras de 0,5 kHz e 2 kHz. A figura ilustra uma etapa de calibração (34 s), testes de atenção na orelha direita e esquerda, com instrução monaural de 1,5 s e estimulação binaural de 10,21 s. O tempo (T) variou entre 5 s, 10 s e 20 s.	41
5.2	Taxa de acerto média obtida pelo classificador modular, considerando <i>5-folds</i> e variação de eletrodos de dois a 19. Para a construção do gráfico foram usadas as combinações que forneciam maiores taxas de acerto, considerando também o número de janelas.	43
5.3	Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, F8, Fp2 e F4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando 14 repetições, com intervalo de 5 s entre elas.	44
5.4	Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, P3, O1, F8, T6, Fp2 e C4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando intervalo de 10 s entre elas.	45

- 5.5 Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, F8, Fp2 e F4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando o teste inicial *Teste 1* e 13 repetições, com intervalo de 20 s entre elas. 45

Lista de Tabelas

2.1	Estudos de ICC com abordagens individualizadas (I) e generalizadas (G). Os experimentos avaliam características, estímulos, classificadores, taxas de acerto (TA), taxas de transferência de informação (ITR), tarefas e tempos distintos.	14
3.1	Módulo e fase dos eletrodos de acordo com a posição no escalpo.	24
3.2	Comandos por minutos (c_m) obtidos com janelas (M) variando de 3 a 6.	27
4.1	Combinação das portadoras para as orelhas esquerda e direita.	32
4.2	Taxa de Acerto - TA (%) do classificador modular considerando as seis combinações de portadoras e janelas. Os maiores valores estão destacados em negrito.	36
4.3	Trabalhos que apresentam ICC auditiva baseada em atenção com escolha binária. Na tabela são apresentados os estímulos utilizados, as técnicas de detecção e classificação e os melhores resultados obtidos em cada estudo.	38
5.1	Combinações com maior incidência nas repetições de validação cruzada.	43
5.2	Análise de diferenças estatísticas entre o <i>Teste1</i> e as repetições, considerando as melhores combinações para os intervalos de tempo de 5 s, 10 s e 20 s.	46

Abreviações

ABR	<i>Auditory Brainstem Response</i>
ALR	<i>Auditory Late Response</i>
ALS	<i>Esclerose Lateral Amiotrófica (Amyotrophic Lateral Sclerosis)</i>
AM	<i>Modulação em Amplitude (Amplitude Modulation)</i>
AMLR	<i>Auditory Middle Latency Response</i>
ANOVA	<i>Análise de Variância</i>
ASA	<i>Atenção Seletiva Auditiva (Auditory Selective Attention)</i>
ASSR	<i>Auditory Steady-State Responses</i>
BCI	<i>Brain-Computer Interface</i>
CCA	<i>Análise de Correlação Canônica (Canonical Correlation Analysis)</i>
EEG	<i>Eletroencefalograma</i>
ERP	<i>Potenciais Relacionados a Eventos (Event Related Potential)</i>
FEF	<i>Campo Ocular Frontal (Frontal Eye Field)</i>
FFT	<i>Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform)</i>
FLDA	<i>Análise de discriminante linear de Fisher (Fisher's Linear Discriminant Analysis)</i>
FM	<i>Modulação em frequência (Frequency Modulation)</i>
fMRI	<i>Imagem por Ressonância Magnética Funcional (fMRI - functional Magnetic Resonance Imaging)</i>
ICC	<i>Interface Cérebro-Computador</i>
ITR	<i>Taxa de Transferência de Informação (Information Transfer Rate)</i>
LDA	<i>Análise de Discriminante Linear (Linear Discriminant Analysis)</i>
LIS	<i>Síndrome do Encarceramento (Locked-in Syndrome)</i>
MEG	<i>Magnetoencefalografia (Magnetoencephalography)</i>
MSC	<i>Magnitude Quadrática da Coerência (Magnitude Square Coherence)</i>
ORD	<i>Detecção Objetiva de Respostas (Objective Response Detection)</i>
PCA	<i>Análise de Componentes Principais (Principal Component Analysis)</i>
PE	<i>Potencial Evocado</i>
PEA	<i>Potencial Evocado Auditivo</i>
PET	<i>Tomografia por Emissão de Pósitrons (Positron Emission Tomography)</i>
PEV	<i>Potencial Evocado Visual</i>
PFL	<i>Fator de Bloqueio de Fase (Phase-Locking Factor)</i>
PSD	<i>Densidade Espectral de Potência (Power Spectral Density)</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic Curve</i>
SCP	<i>Slow Cortical Potential</i>
SNR	<i>Relação Sinal-Ruído (Signal-to-Noise Ratio)</i>
SPL	<i>Nível de Pressão Sonora (Sound Pressure Level)</i>
STS	<i>Sulco Temporal Superior (Superior Temporal Sulcus)</i>
SVM	<i>Máquina de Vetor de Suporte (Support Vector Machine)</i>
SWLDA	<i>Análise de Discriminante Linear por Etapas (Stepwise Linear Discriminant Analysis)</i>
TA	<i>Taxa de Acerto</i>

Introdução

“Sem a curiosidade que me move, que me inquieta, que me insere na busca, não aprendo nem ensino.”

Paulo Freire

1.1 Introdução

As interfaces cérebro-computador (ICCs) podem ser definidas como uma tecnologia que utiliza características dos sinais cerebrais, convertendo-as em comandos para aplicações diversas (Wolpaw et al., 2000, 2002; Hoffmann et al., 2007; Choi et al., 2017; Lotte et al., 2018). Esses sistemas têm ganhado destaque na área de jogos, reabilitação ou controle de dispositivos como cadeira de rodas, mouse, dentre outros (Finke et al., 2009; Blankertz et al., 2010; Wilson e Palaniappan, 2011; Huang et al., 2012; Lee et al., 2013b; Pan et al., 2014; Ahn et al., 2014; Daly e Huggins, 2015; Bastos-Filho et al., 2018). Uma das finalidades das ICCs é estabelecer a comunicação entre seus usuários com outras pessoas e também com o meio, através do controle de membros artificiais ou de outros dispositivos (Hoffmann et al., 2007; Nijboer et al., 2008; Hill e Scholkopf, 2012; Brumberg et al., 2013). Dessa forma, as ICCs possibilitam a comunicação de usuários que possuem algum dano neuromuscular, como por exemplo, em casos de acidente vascular cerebral, em situações de síndrome do encarceramento (LIS, do inglês *Locked-in Syndrome*) ou na ocorrência de doenças degenerativas como a esclerose lateral amiotrófica (ALS, do inglês *Amyotrophic Lateral Sclerosis*) (Lopez-Gordo et al., 2012; Käthner et al., 2013; Lu et al., 2014).

As ICCs podem ser classificadas quanto à forma de aquisição dos sinais como invasivas ou não invasivas e também pela atividade utilizada para sua implementação. Essas também podem ser nomeadas como dependentes da atividade muscular ou independentes, onde não há necessidade da atividade motora. As etapas que envolvem a implementação de uma interface são definidas, principalmente, por aquisição dos sinais, extração de características, classificação e aplicação (Wolpaw et al., 2002; Matsumoto et al., 2012; Riccio et al., 2012; Barbosa et al., 2016).

O registro da atividade cerebral pode ser feito de várias formas como utilizando o eletroencefalograma (EEG), a magnetoencefalografia (do inglês, *Magnetoencephalography* - MEG), a tomografia por emissão de pósitrons (do inglês, *positron emission tomography* - PET) e a imagem por ressonância magnética funcional (do inglês, *functional magnetic resonance imaging* - fMRI) (Wolpaw et al., 2002; Matsumoto et al., 2012; Lotte et al., 2018), dentre outros. O EEG é a forma mais comum de registro, sendo uma técnica não invasiva de alta resolução temporal e baixo custo, no entanto com baixa resolução espacial (Gao et al., 2003; Hill e Scholkopf, 2012; Yin et al., 2013). Em função de um estímulo externo, essa atividade elétrica pode sofrer alteração gerando o potencial evocado (PE) (Chiappa, 1997). Esses potenciais têm sido aplicados em sistemas de ICC utilizando estímulos visuais (Yin et al., 2013; Pan et al., 2014; Wilson e Palaniappan, 2011; Bastos-Filho et al., 2018), auditivos (Hill e Scholkopf, 2012; Lopez-Gordo et al., 2012; Schreuder, 2014; Felix et al., 2015; Halder et al., 2016a; Heo et al., 2017), imaginação motora (LaFleur et al., 2013; Pfurtscheller et al., 2010; Alonso-Valerdi et al., 2015) e a combinação de alguns desses estímulos gerando ICCs híbridas (Pfurtscheller et al., 2010; Yin et al., 2013; Gao et al., 2014; Kaongoen e Jo, 2017; Choi et al., 2017).

Após a aquisição dos sinais tem-se a etapa de extração de características, onde podem ser aplicadas inúmeras técnicas. O EEG contém informações para aplicações em interfaces, no entanto, também possuem outras informações que podem promover falsas detecções de comandos para as ICCs. Essa etapa de extração de características envolve filtragens e outras técnicas de processamentos de sinais para aumentar a relação sinal-ruído (do inglês, *signal-to-noise ratio* - SNR) (Matsumoto et al., 2012; Choi et al., 2017; Lotte et al., 2018). Dentre as técnicas de extração de características podem-se citar: filtragem em faixas específicas de frequência (Kim et al., 2011; Nakamura et al., 2013; Kaongoen e Jo, 2017; Heo et al., 2017), magnitude quadrática da coerência (MSC - *Magnitude Squared Coherence*, do inglês) (Felix et al., 2015; Souza et al., 2016c,b), análise de componentes principais (PCA - *Principal Component Analysis*, do inglês) (Moreira et al., 2014; Souza et al., 2016a), dentre outras técnicas no tempo ou na frequência (Kallenberg, 2006; Hill e Scholkopf, 2012; Pan et al., 2014; Guo et al., 2015). A MSC tem se mostrado uma ferramenta robusta na detecção de potenciais diversos aplicados à ICC (Chen et al., 2014; Netto et al., 2014; Felix et al., 2015). Essa técnica, associada à localização espacial dos eletrodos utilizados (coerência espacial), tem sido eficiente na identificação do foco de atenção durante estimulação binaural, sendo verificada por meio do índice de atenção (Ranaudo, 2012; Felix et al., 2014, 2015), o qual, calculado para cada estímulo (esquerda e direita), permite a identificação da atenção com classificadores espectrais (Felix et al., 2015).

Da mesma forma, muitas técnicas têm sido utilizadas para a classificação desses sinais. Dentre essas pode-se citar a análise de discriminante linear (LDA, do inglês *Linear Discriminant Analysis*) (Kallenberg, 2006; Hill e Scholkopf, 2012; Kaongoen e Jo, 2017), máquinas de vetor de suporte - SVM, do inglês *Support Vector Machine* - (Spüler et al., 2012; Guo et al., 2015; Woehrle et al., 2015), redes neurais artificiais (Hassan

et al., 2008; Lopez et al., 2009; Arce et al., 2018; Silva, 2018), classificador contralateral (Ranaudo, 2012; Felix et al., 2015; Souza et al., 2016c), dentre outros (Kim et al., 2011; Hill e Scholkopf, 2012).

Uma das ICCs muito utilizadas na literatura é a baseada na estimulação visual, que usam o potencial evocado visual (PEV) (Friman et al., 2007; Duszyk et al., 2014; Bastos-Filho et al., 2018). No entanto, a utilização desse tipo de estímulo pode causar alterações na atividade cerebral devido ao movimento ocular, além de ocasionar fadiga, perda de atenção após determinado tempo de registro e podem não contemplar usuários com perda visual ou que não possuem controle motor dos olhos, embora existem as ICCs independentes (Kim et al., 2011; Lopez-Gordo et al., 2012; Choi et al., 2017).

As ICCs auditivas que utilizam o Potencial Evocado Auditivo (PEA), ou seja, independentes de visão, têm ganhado popularidade por eliminarem os problemas das ICCs visuais (Lopez-Gordo et al., 2012; Choi et al., 2017). Os sons e as tarefas empregados nessa interface podem ser diversos, utilizando características tanto no tempo quanto na frequência (Henry e Obleser, 2012, 2013; Nakamura et al., 2013; Felix et al., 2015; Heo et al., 2017; Kaongoen e Jo, 2017; Lotte et al., 2018). Alguns estudos apontam que o PEA pode ser influenciado pelo foco de atenção (Ranaudo, 2012; Varghese et al., 2015; Kaongoen e Jo, 2017). Dessa forma, a atenção seletiva auditiva (ASA, do inglês *Auditory Selective Attention*) tem sido aplicada em interface cérebro-computador, por exemplo, com estimulação com sons de letras e frases (Kano et al., 2010; Lopez-Gordo et al., 2012) ou utilizando a resposta auditiva em regime permanente (ASSR, do inglês *auditory steady-state response*) com tons AM (do inglês, *Amplitude Modulation*) e FM (do inglês, *Frequency Modulation*) ou a mistura desses (Hill e Scholkopf, 2012; Henry e Obleser, 2013; Heo et al., 2017; Kaongoen e Jo, 2017).

Avaliando-se o efeito da ASA com estímulos distintos, a literatura apresenta alteração na ASSR e evidencia que estas alterações podem ser registradas em diferentes regiões do cérebro, apresentando diferenças entre os indivíduos (Knight et al., 1981; Alho, 1992; Woldorff et al., 1993; Riecke et al., 2018; Hausfeld et al., 2018). Esses efeitos, ocasionados pela atenção seletiva, pelo tipo de estímulo e pela tarefa, podem promover variações nas taxas de acerto de um sistema de ICC auditiva, alterando seu desempenho. Na etapa de aplicação da interface tem-se o acionamento de algum dispositivo como movimentação de cursores ou outra interpretação desejada (Lee et al., 2013b; Pan et al., 2014; Ahn et al., 2014; Daly e Huggins, 2015; Bastos-Filho et al., 2018).

Algumas pesquisas dividem a execução das interfaces em duas etapas: treinamento e implementação *online* (Lotte et al., 2018). Os treinamentos envolvem calibração e ajustes de parâmetros como características e classificadores a serem utilizados na etapa *online*, e podem ser realizados de forma individualizada ou generalizada. A maioria dos estudos apresentados na literatura mostram abordagens individualizadas, não considerando a variabilidade existente entre os indivíduos (Stastný et al., 2014). Assim, os desempenhos das ICCs estão diretamente relacionados com essa etapa, podendo gerar alto custo computacional e também fadiga nos voluntários, uma vez que exigem grande

massa de dados para identificação de características e treinamento dos classificadores (Boksem et al., 2005; Fitzgerald e Wright, 2011; Myrden e Chau, 2015; Cho et al., 2015; Halder et al., 2016a,b; Baykara et al., 2016).

Como vários fatores podem influenciar no desempenho das ICCs auditivas, torna-se necessária a investigação da ASA e o efeito de estímulos na ASSR, bem como técnicas de classificação, com o objetivo de implementar ICCs auditivas generalizadas que incorporem a variabilidade existente entre os indivíduos. Dessa forma, as ICCs que utilizam atenção seletiva auditiva podem ser um canal de comunicação para pessoas que não têm controle motor ou que estão totalmente paralisadas, sem a necessidade de treinamentos intensos (Guo et al., 2012; Lopez-Gordo et al., 2012; Halder et al., 2013, 2016b; Kaongoen e Jo, 2017).

1.1.1 Objetivos do trabalho

Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo avaliar parâmetros (tons diferentes, canais, repetições e tempo entre repetições) de uma interface cérebro-computador auditiva binária baseada em atenção seletiva utilizando a coerência espacial em uma abordagem inter-indivíduo.

Objetivos específicos

- Verificar o efeito de repetições em uma interface auditiva com moduladoras e portadoras fixas, avaliando a influência na performance da ICC com intervalos semanais.
- Propor novos métodos de classificação espectral utilizando coerência espacial.
- Comparar diferentes portadoras no tom AM e sua influência na atenção seletiva auditiva, avaliando se existem diferenças significativas no desempenho de uma ICC auditiva.
- Identificar as combinações de eletrodos para a aplicação em um sistema binário de ICC utilizando diferentes classificadores.
- Avaliar o número de repetições que podem ser realizadas e o intervalo de descanso entre as repetições.

1.1.2 Estrutura da tese

Este trabalho é dividido em seis capítulos, apresentando revisão bibliográfica e resultados experimentais seguidos de discussões e conclusões.

No Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica, abordando os potenciais evocados auditivos, os efeitos da atenção auditiva na ASSR e o comportamento de várias interfaces cérebro-computador auditivas utilizadas na literatura.

No Capítulo 3 encontra-se a discussão do efeito da repetição, considerando um grupo de voluntários que é submetido a testes semanais, durante um período de quatro semanas. As características avaliadas são baseadas na coerência espacial com classificação contralateral da ASSR. Os resultados mostram os efeitos nas taxas de desempenho da interface, considerando estimulação AM com moduladoras em 40 Hz e portadoras de 500 Hz e 2 kHz.

No Capítulo 4 é proposto um novo classificador espectral, chamado classificador modular. O novo método utiliza as características da ASSR durante a atenção, considerando o módulo do índice de atenção. Essa alternativa melhora o desempenho da ICC binária, e os resultados podem ser verificados para estímulos AM com portadoras diferentes e tempos de estimulação distintos (número de janelas diferentes).

O Capítulo 5 apresenta a busca por melhores eletrodos, utilizando busca exaustiva para as características de coerência espacial e o classificador modular. Nessa análise, o estudo é estendido para um grupo maior de voluntários e são criadas etapas de identificação de parâmetros do classificador para verificar as melhores regiões relacionadas com atenção seletiva auditiva durante estimulação AM com portadoras de 500 Hz e 2 kHz. É feita uma validação cruzada simples e *k-fold*, onde são identificadas combinações que melhor representam as análises. Nessa abordagem também são discutidos o número máximo de eletrodos que interferem no desempenho da ICC. Por fim, com os parâmetros identificados, são feitos testes em outros grupos de voluntários, identificando o efeito da repetição (14 testes), considerando intervalos de descanso variáveis entre elas (5 s, 10 s e 20 s).

No Capítulo 6 é apresentada a discussão e conclusão final de todos os capítulos, fazendo análise dos experimentos e apresentando propostas de trabalhos futuros. Nesta seção também são apresentadas as publicações geradas a partir dos resultados parciais.

Revisão Bibliográfica

“Toda decisão acertada é proveniente de experiência. E toda experiência é proveniente de uma decisão não acertada.”

Albert Einstein

2.1 Fisiologia cerebral e processamento auditivo

O cérebro, assim como o cerebelo e o tronco encefálico, compõe o sistema nervoso central (Kandel et al., 2000; Dangelo e Fattini, 2002). Ele é dividido longitudinalmente em dois hemisférios, sendo responsável pela codificação de informações advindas das percepções e processos cognitivos (Kandel et al., 2000; Guyton e Hall, 2006).

Os hemisférios cerebrais são divididos em quatro lobos, como mostrado na Figura 2.1. Cada lobo cerebral possui uma importância: o occipital é responsável pelo processamento e recepção visual; o temporal está relacionado com processamento de estímulos auditivos; o frontal tem como função principal o processamento de informações relacionadas ao planejamento de ações, movimentos e processos cognitivos; e o parietal está relacionado com funções sensoriais (Kandel et al., 2000; Dangelo e Fattini, 2002).

Algumas das informações que chegam ao córtex cerebral estão relacionadas com a percepção dos estímulos, que são codificados no sistema nervoso por neurônios específicos. Assim, o sistema sensorial é composto por receptores e vias nervosas que recebem e transmitem essas informações até regiões específicas do cérebro (Kandel et al., 2000; Marieb e Hoehn, 2007).

Os receptores do sistema auditivo estão localizados no ouvido, que é dividido em três partes: ouvido externo; ouvido médio; e ouvido interno, cujas estruturas podem ser visualizadas na Figura 2.2. O ouvido externo, formado pelo pavilhão auditivo e pelo meato acústico externo, concentra os sons, ao passo que o ouvido médio é responsável por conduzir as ondas sonoras até o nervo auditivo (Guyton e Hall, 2006). O ouvido médio é formado pelo tímpano e três ossículos: martelo, bigorna e estribo. A

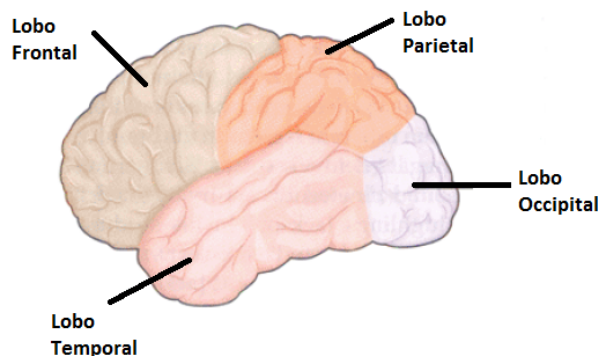


Figura 2.1: Lobos cerebrais: frontal, temporal, parietal e occipital. Figura modificada de Kandel et al. (2000).

informação recebida nessa parte da orelha é transmitida para o ouvido interno, onde está localizada a cóclea, o nervo vestibular e os canais semicirculares (Guyton e Hall, 2006; Marieb e Hoehn, 2007).

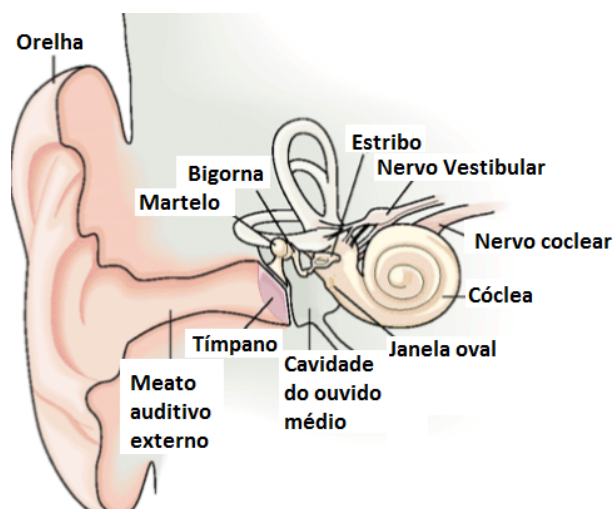


Figura 2.2: Estruturas que compõem a orelha: ouvido externo, médio e interno. Modificada de Kandel et al. (2000).

Na cóclea estão localizadas as células ciliadas que captam a vibração sonora e a transmitem para os neurônios, sendo conduzida até o córtex cerebral. As informações referentes à intensidade e frequências dos estímulos são transmitidas por neurônios específicos. A via auditiva ascendente termina no córtex cerebral, com áreas situadas no lobo temporal (Kandel et al., 2000; Guyton e Hall, 2006). No entanto, a interpretação desses sons, associados com outras atividades, como reconhecimento de fala ou atenção auditiva, podem envolver outras áreas cerebrais (Alho, 1992; Woldorff et al., 1993; Mittag et al., 2013; Moaisal et al., 2015).

2.2 Potenciais Evocados Auditivos

Os sinais cerebrais podem sofrer alteração diante de estímulos externos que, sincronizados em tempo e/ou fase, podem gerar os potenciais ou respostas evocadas auditivas (Misulis, 1994; Chiappa, 1997). Esses potenciais variam de acordo com o estímulo, podendo ser auditivos, visuais, somatossensoriais, dentre outros (Severens et al., 2013; Heo et al., 2017; Kaongoen e Jo, 2017; Bastos-Filho et al., 2018).

O potencial evocado auditivo (PEA), que será abordado neste trabalho, é comumente utilizado em procedimentos clínicos, para verificação da integridade auditiva ou para definição de limiares auditivos bem como podem ser direcionados para outras aplicações, como interfaces cérebro-computador (Lins et al., 1995; Dimitrijevic et al., 2002; Kallenberg, 2006). Esses potenciais podem ser descritos de acordo com o tempo de resposta ao estímulo ou com a região onde é registrado (Vaughan e Ritter, 1970; Misulis, 1994; Hall III, 2015) e podem ser classificados como: resposta auditiva de tronco encefálico (ABR, do inglês *auditory brainstem response*); resposta auditiva de média latência (AMLR, do inglês *auditory middle latency response*); resposta auditiva de longa latência ou tardia (ALR, do inglês *auditory late response*); e potencial evocado tardio relacionado a eventos - P300 (Hall III, 2015).

Na Figura 2.3 podem ser observadas as características distintas com relação ao tempo e à amplitude dessas respostas. Os ABRs, gerados no tronco encefálico e classificados como potenciais de curta latência, possuem amplitude em torno de $0,25 \mu V$ que acontecem próximo de $10 ms$, sendo produzidos por estímulos de baixa frequência. Os estímulos de média latência também são produzidos por baixas frequências, no entanto são localizadas além do tronco encefálico e a maioria dos picos aparecem entre $10 ms$ e $50 ms$, com amplitude em torno de $0,5 \mu V$ (Misulis, 1994; Hall III, 2015). Por outro lado, as ALRs são produzidas por frequências iguais ou inferiores a $1 Hz$ e possuem picos acima de $50 ms$ (Misulis, 1994). Quando um estímulo não frequente é detectado pelo ouvinte em meio a um estímulo frequente tem-se o P300, portanto trata-se de um processo cognitivo (Vaughan e Ritter, 1970; Hall III, 2015).

O PEA também pode ser classificado como potenciais transitórios ou de regime permanente (ASSR, do inglês *auditory steady-state response*). Nos transitórios, a resposta a um estímulo é finalizada antes do início do próximo. Já na ASSR ocorre a sobreposição das respostas, pois o estímulo é apresentado em uma taxa elevada, como por exemplo $40 Hz$ (Galambos et al., 1981; Misulis, 1994; Lins et al., 1995).

Para gerar os potenciais de ASSR normalmente são utilizados sons modulados em amplitude (AM, do inglês *Amplitude Modulation*), modulação em frequência (FM, do inglês *Frequency Modulation*) ou a combinação desses (Galambos et al., 1981; Ross, 2013). A literatura apresenta análises da ASSR tanto na faixa de $40 Hz$, como na de $80 Hz$ (Galambos et al., 1981; Picton et al., 1987; Lins et al., 1995; Santos, 2012). Essas diferentes moduladoras geram respostas em regiões distintas do cérebro, sendo que frequências inferiores a $80 Hz$ aparecem mais fortemente no córtex, ao passo que

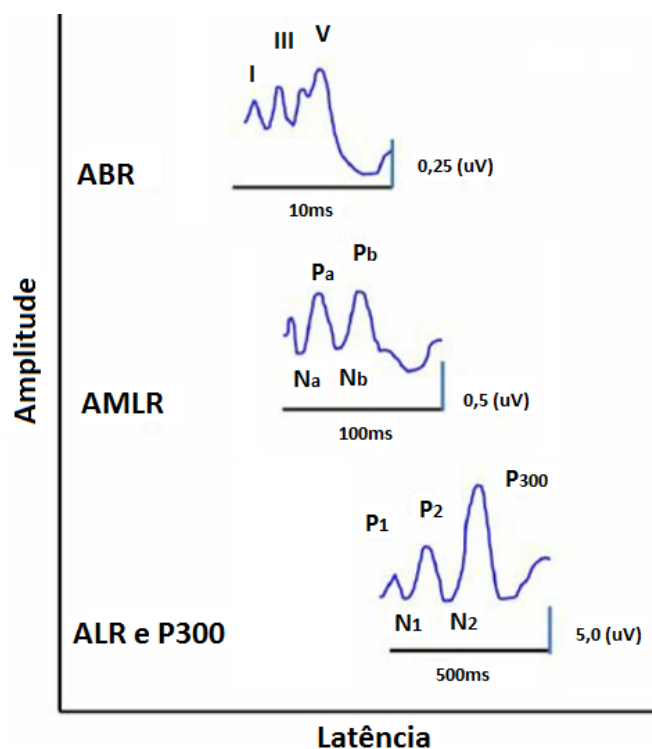


Figura 2.3: Respostas auditivas: resposta auditiva de tronco encefálico (ABR - *auditory brainstem response*); resposta auditiva de média latência (AMLR - *auditory middle latency response*); resposta auditiva tardia (ALR - *auditory late response*) e P300. Figura modificada de Hall III (2015).

frequências superiores aparecem nas regiões subcorticais (Kuwada et al., 2002). Nos estudos de Talavage et al. (2000) vários estímulos, com frequências de 600 Hz a 2,49 kHz, mostraram imagens de ressonância magnética com ativação de diferentes regiões do lobo temporal, dependendo das características do estímulo.

A literatura mostra que, quando se avalia a ASSR, pode-se ter alteração da resposta diante da atenção seletiva, apresentando resultados diversificados (Kallenberg, 2006; Bidet-Caulet et al., 2007; Lopez et al., 2009). Woldorff et al. (1993) relatam que há alteração no PEA, obtido por estimulação binaural, milissegundos após o início do estímulo. Da mesma forma, Tiitinen et al. (1993) afirma que a ASSR pode sofrer alteração durante a tarefa de atenção quando utiliza-se frequências em torno de 40 Hz.

2.3 Atenção Seletiva Auditiva e ASSR

Os mecanismos da atenção seletiva sugerem que as pessoas mantêm atenção em determinada fonte durante o "efeito coquetel", um fato comum, uma vez que os sons naturalmente não são apresentados de forma isolada (Giard et al., 2000; Kaya e Elhilali, 2017).

Assim, a atenção seletiva auditiva (auditory selective attention - ASA), habilidade cognitiva inerente ao ser humano, permite que o cérebro faça interpretações distintas entre eventos relevantes e não relevantes (Alho et al., 1994; Lakatos et al., 2013; Bharadwaj et al., 2014).

Os achados da literatura mostram que o processamento auditivo pode ser modulado pela atenção, e essa modulação pode estar relacionada com alguns fatores, como os padrões do estímulo utilizado, os efeitos de treinamento ou o comportamento do indivíduo (Woldorff et al., 1993; Melara et al., 2002; Choi et al., 2014). A ASA, diante de frequências com tons diferentes ou estímulos diversos, tem sido investigada, apresentando variações (Alho, 1992). De fato, várias abordagens têm sido realizadas para avaliar os processos no córtex cerebral através da ASA. Riecke et al. (2018), em uma análise com imagem de ressonância magnética, avaliaram o córtex auditivo primário e verificaram ganhos diferentes durante a atenção, de acordo com a frequência utilizada. No trabalho de Lee et al. (2013a) são avaliados os efeitos da atenção por meio de MEG, mostrando diferenças corticais quando são avaliadas características como tons e localização da fonte de atenção. Os resultados mostram assimetria no processamento auditivo e relatam que o campo ocular frontal (*Frontal eye field* - FEF) esquerdo está relacionado com a localização espacial do estímulo, ao passo que o sulco temporal superior (*superior temporal sulcus* - STS) está envolvido com o tom utilizado. Por outro lado, o trabalho de Pugh et al. (1996) mostra diferenças hemisféricas durante a atenção, principalmente, no giro frontal inferior e no giro temporal médio.

Além disso, existem trabalhos que discutem os efeitos da atenção diante de sessões de treinamento (Melara et al., 2002) e no comportamento entre os indivíduos (Choi et al., 2014), mostrando disparidades entre os mesmos. Em um estudo avaliando as diferenças individuais no potencial evocado, Choi et al. (2014) mostra que durante a atenção as amplitudes do pico N1 sofrem alteração e essas diferenças podem estar relacionadas aos processos corticais que envolvem a atenção. Por outro lado, Melara et al. (2002) mostra que sessões de treinamento podem melhorar nos resultados da atenção seletiva.

Vários estudos tentam explicar os efeitos da atenção utilizando modelos, verificando como se dá o processamento cognitivo da percepção e do comportamento diante do evento. Kaya e Elhilali (2017) apresentam uma divisão dos modelos em *bottom-up* e *top-down* e mostram várias formas de fazer a abordagem da atenção usando algoritmos preditivos, análise bayesiana, PCA, wavelet, dentre outros. No entanto, esses modelos são limitados, pois a capacidade de processamento paralelo é limitada e os mesmos realizam uma tarefa por vez (Giard et al., 2000).

Os achados da literatura mostram que vários níveis do processamento auditivo estão relacionados com a atenção, dentre eles tem-se a cóclea, o córtex auditivo e o tronco cerebral (Woldorff et al., 1993; Alho et al., 1994). Além disso, teorias afirmam que podem ocorrer seleção precoce ou tardia, tendo alguns resultados mostrado que esforços para a atenção produzem efeito precoce no processamento (Giard et al., 2000).

Utilizando como estímulo tons modulados em amplitude (AM) em uma faixa de 20 Hz, Bidet-Caulet et al. (2007) identificam o efeito da atenção seletiva no córtex auditivo humano. Os resultados mostraram atividade do córtex auditivo primário durante o evento de atenção seletiva e indicaram que a ASSR pode ser afetada pela ASA. Por outro lado, nos estudos de Skosnik et al. (2007), tem-se diferenças entre os efeitos da atenção nas frequências de 20 Hz e 40 Hz nos eletrodos situados nas regiões fronto-centrais. Os resultados mostraram que a faixa de 40 Hz apresenta maior potência do sinal de EEG em uma análise com transformada rápida de Fourier (FFT), além de maior coerência de fase entre os trechos do EEG avaliando o fator de bloqueio de fase (do inglês, *phase-locking factor* - PLF) no eletrodo Cz.

Em outro estudo utilizando tons AM com frequências na faixa de 40 Hz, Lopez et al. (2009) verificaram que a atenção seletiva pode modular a ASSR para um som específico. Os autores avaliaram a banda de frequência do ritmo alfa e a ASSR em moduladoras direita e esquerda e identificaram dessincronização e sincronização durante a atenção na banda alfa e na ASSR da moduladora esquerda, respectivamente. Já o trabalho de Müller et al. (2009) avaliou estimulação binaural com tons AM para identificar as diferenças hemisféricas durante a atenção. Os resultados mostraram modulação da ASSR pela atenção no hemisfério esquerdo, independente do estímulo em que os voluntários focassem atenção.

Nas análises com ruído branco modulado (moduladoras de 16 Hz e 32,5 Hz para uma orelha e 23,5 Hz e 40 Hz para a outra), Mahajan et al. (2014) verificaram que a atenção seletiva influenciava a ASSR e isso dependia da frequência de modulação. Os autores observaram que em 16 Hz a atenção aumentou a resposta contralateral e suprimiu a ipsilateral, ao passo que, nas moduladoras de 32,5 Hz e 40 Hz, não houve alteração.

Neste contexto, verifica-se que a literatura apresenta muitas divergências sobre os efeitos da atenção na ASSR, além de apresentar variabilidade entre os indivíduos.

2.4 Interface Cérebro-Computador Auditiva

Como discutido no Capítulo 1, as ICCs auditivas são uma alternativa de comunicação para as pessoas que estão completamente paralisadas e que, além disso, possuem danos visuais (Nijboer et al., 2008; Riccio et al., 2012; Choi et al., 2017). Essas interfaces podem ser divididas de acordo com o número de fontes sonoras utilizadas, sendo binárias ou multi-classes (Kim et al., 2011; Schreuder, 2014; Simon et al., 2015). Além disso, podem utilizar características diferentes como os potenciais corticais lentos (SCPs, do inglês *slow cortical potentials*), P300, ASSR, dentre outras, de acordo com o estímulo e a tarefa desempenhada (Pham et al., 2005; Simon et al., 2015; Kim et al., 2011; Nijboer et al., 2008; Choi et al., 2014; Kaongoen e Jo, 2017; Heo et al., 2017; Kallenberg, 2006).

Os sons utilizados nas tarefas podem ser diversos, tais como tons modulados em amplitude (Felix et al., 2015; Kaongoen e Jo, 2017; Heo et al., 2017), tons modulados

em frequência (Henry e Obleser, 2012), combinação de tons AM e FM (John et al., 2002; Henry e Obleser, 2013), voz humana (Kano et al., 2010; Lopez-Gordo et al., 2012; Brumberg et al., 2013; Nakamura et al., 2013), músicas (Heo et al., 2017), sons da natureza, dentre outros (Lotte et al., 2018).

Todas as pesquisas relacionadas a essas interfaces tem como objetivo aprimorar o desempenho das ICCs auditivas, buscando estímulos, características e técnicas que permitam otimizar o desempenho para implementações *online*.

2.4.1 ICC baseada em atenção seletiva auditiva

As mudanças geradas durante o evento de atenção podem ser aplicadas como características em ICCs auditivas (Kallenberg, 2006; Kim et al., 2011; Felix et al., 2015; Guo et al., 2015; Heo et al., 2017). A Tabela 2.1 apresenta algumas pesquisas relacionadas com ICCs auditivas baseadas em atenção, com abordagens individualizadas (I) e generalizadas (G) e também ICCs com abordagens generalizadas usando outros estímulos e tarefas. Os estudos apresentam a variabilidade de características que, de acordo com os resultados, influenciam diretamente no desempenho da interface, da mesma forma que classificadores, estímulos e regiões utilizadas (canais do EEG), sendo a maioria das abordagens realizadas de forma individualizada, com treinamentos exaustivos. Esses resultados encorajam a investigação de novos parâmetros de uma interface auditiva baseada em atenção, considerando a variabilidade dos indivíduos em uma análise generalizada.

Como exemplo de interface com várias fontes (múltiplas classes), tem-se o trabalho de Schreuder et al. (2010) que utilizou cinco fontes (alto-falantes) distribuídas espacialmente com estimulação por ruído branco. As características utilizadas foram o P300, identificadas em vinte canais de EEG por meio da análise da curva ROC (do inglês, *receiver operating characteristic curve*) e classificadas com discriminante linear de Fisher. Os canais foram selecionados para cada voluntário, obtendo taxas de acerto (TA) de 94% com taxa de transferência de informação (do inglês, *Information transfer rate - ITR*) de 17,39 *bits/min*, caracterizando uma análise individualizada de ICC. O número de trechos variou para cada análise, podendo ter mais de mil subtrechos com duração de centenas de milisegundos cada.

Da mesma forma, tem-se o trabalho de Simon et al. (2015), que utilizou o P300 durante uma tarefa com cinco fontes sonoras ajustando a ICC para cada voluntário (14 no total) em uma configuração de soletrador. Os sons eram de animais, e o objetivo da ICC era a formação de palavras por meio da atenção. Foi gerada uma matriz, e os sons de animais eram pistas auditivas para a formação das palavras. Cada som era relacionado com uma letra, e a identificação das respostas foi feita com a análise de discriminante linear por etapas (SLDA - do inglês *stepwise linear discriminant analysis*). Os resultados foram obtidos por meio de 28 eletrodos dispostos de acordo com o sistema 10-20 e suas derivações. A precisão da escrita do soletrador gera uma maior taxa de transferência

de informação de 4,23 *bits/min* e taxa de acerto (TA) de 90,00%, considerando dois dias de treinamento. O sistema também foi testado em um paciente com ALS e as taxas de acerto foram de 20% e 47% no primeiro e segundo dias, respectivamente, mostrando que o treinamento pode melhorar o desempenho do indivíduo na interface proposta.

Tabela 2.1: Estudos de ICC com abordagens individualizadas (I) e generalizadas (G). Os experimentos avaliam características, estímulos, classificadores, taxas de acerto (TA), taxas de transferência de informação (ITR), tarefas e tempos distintos.

Trabalho	Característica	Estímulo/Tarefa	Classes	Abordagem	TA (%)	ITR (bits/min)
Kallenberg (2006)	ASSR	Tons AM	2	I	80,00	3,78
Schreuder et al. (2010)	P300	Ruído branco	5	I	94,00	17,39
Halder et al. (2010)	P300	Tons puros/ ruído rosa	2	I	78,50	2,46
Kim et al. (2011)	ASSR	Tons AM	2	I	84,33	2,08
Devlaminck et al. (2011)	PRE	Imaginação Motora	2	G	95,00	-
Hill e Scholkopf (2012)	N100/P300/ ASSR	Pulsos/dente de serra modulada	2	I	84,80	4,98
Nakamura et al. (2013)	ASSR	Voz modulada	2	I	78,60	-
Stastný et al. (2014)	banda alfa/ PSD/ coeficientes de modelos autorregressivos	Imaginação Motora	2	G	96,00	-
Guo et al. (2015)	N200	Tons puros/ ruído branco	2	I	87,41	6,48
Felix et al. (2015)	ASSR	Tons AM	2	G	82,00	1,89
Simon et al. (2015)	P300	Sons de animais	5	I	90,00	4,23
Huang et al. (2016)	Comp. negativas P300	Notas musicais beeps	6	I	91,70	-
Kaongoen e Jo (2017)	ASSR/P300	Tons AM/ Beeps	2	I	85,37	9,11
Heo et al. (2017)	ASSR	Tons diversos modulados	2	I	80,00	3,00
Souza et al. (2018)	ASSR	Tons AM	2	G	91,67	6,74

O P300 também foi analisado em um paradigma *oddball* proposto por (Halder et al., 2010), considerando vinte voluntários. Os autores utilizaram como estímulos tons puros com frequências de 1000 *Hz*, 100 *Hz* e ruído rosa, separados em três tarefas distintas: intensidade, amplitude e direção. Os sinais foram registrados com touca de 128 canais, dos quais 67 foram utilizados para a extração de características espaço-temporal. O SLDA foi utilizado como classificador e as taxas obtidas foram 78,5% de TA e 2,46 *bits/min* de ITR, considerando 150 trechos com duração de segundos, sendo o classificador ajustado para cada voluntário.

Avaliando-se trabalhos com modulação AM, que tem sido amplamente utilizada, tem-se como exemplo os estudos de Kallenberg (2006) que implementou uma ICC binária com registros de EEG em 256 posições do couro cabeludo. O estímulo utilizado era composto por portadoras de 1 *kHz* e 463 *Hz* e o experimento utilizou a informação da

transformada rápida de Fourier (do inglês, *Fast Fourier Transform* - FFT) nas frequências moduladoras. Como classificador foi utilizado o LDA, avaliando o desempenho em combinações distintas de canais, obtendo taxa de acerto de 80,00% com ITR de 3,78 *bits/min* em um único trecho com duração média de 33s. Para toda a análise foram necessárias três sessões de 43 trechos cada e o estudo foi realizado para um único voluntário.

Também utilizando tons AM, tem-se o trabalho de Kim et al. (2011) que apresenta uma interface com escolhas binárias, considerando seis voluntários em uma análise individualizada. Os estímulos eram compostos por moduladoras de 37 Hz e 43 Hz e portadoras de 2,5 kHz e 1 kHz, para as orelhas esquerda e direita, respectivamente. As características foram extraídas usando a densidade espectral de potência, a partir de quatro eletrodos localizados na região occipital, parietal e temporal. Para a classificação, foi calculada a distância euclidiana de um vetor de características médias e a análise de características foi realizada usando validação cruzada (*10-fold*), obtendo taxas de 84,33% e 2,08 *bits/min*, para TA e ITR, respectivamente. O experimento era composto por sessões de 25 trechos com duração de 10 minutos e intervalo de 10 minutos entre as sessões.

O estudo de Guo et al. (2015) utilizou tons puros e ruído branco, registrando sinais de EEG com canais das regiões centrais, frontais e suas derivações para desenvolvimento de uma BCI binária com abordagem individualizada. A extração de características foi realizada com decomposição de séries temporais em funções (decomposição no modo empírico), avaliando a característica de N200, e a classificação foi baseada na máquina de vetor de suporte (SVM). Os resultados mostram uma taxa de acerto em torno de 87,41% com ITR de 6,48 *bits/min* usando um único trecho e avaliando o pico N200 contralateral anterior. O experimento utilizou 80 trechos por voluntário e os registros foram feitos em dez voluntários.

Utilizando sons modulados em amplitude e avaliando características da ASSR, Heo et al. (2017) analisaram moduladoras na faixa de 40Hz com três tipos de portadoras (tons puros 1 kHz e 2,5 kHz; sons naturais - sons de cigarra e barulho de água; e música - piano e violino). Os resultados foram obtidos identificando a densidade espectral de potência nas moduladoras para quatro eletrodos das regiões central, occipital e temporal e classificadas por meio da análise de discriminante linear, apresentando taxa de acerto máxima de 89,67%. Na análise os autores verificaram o aumento da duração das janelas e avaliaram que a taxa de acerto aumentava à medida que aumentavam o tamanho das janelas. No entanto, a maior ITR, aproximadamente 3,00 *bits/min*, foi encontrada com 5 s de sinal, obtendo acurácia em torno de 80%, para uma análise individualizada. Os canais utilizados para cada voluntário foram diferentes, apresentando características distintas para os classificadores. O experimento era composto por 50 trechos com aproximadamente 22 s cada, sendo o EEG registrado de seis voluntários.

As características da ASSR também foram abordadas no estudo de Nakamura et al. (2013), onde sons de fala modulados com portadoras de 37 Hz e 43 Hz foram usados

como estímulos para as orelhas esquerda e direita, respectivamente. As características usadas na ICC binária foram extraídas usando filtro passa-faixa e padrão espacial comum (CSP, do inglês *common spatial pattern*). Uma taxa de acerto de $78,60\% \pm 5,32$ foi obtida usando o LDA como classificador, ajustado para cada um dos oito voluntários. Os sinais utilizados foram de cinco eletrodos das regiões central, parietal e frontal, e os voluntários realizaram o experimento durante seis sessões em total de 30 minutos, com intervalos de cinco minutos entre cada sessão.

Outra abordagem individualizada, utilizando uma ICC auditiva híbrida é apresentada no trabalho de Kaongoen e Jo (2017), considerando dez voluntários. Os autores, utilizando como estímulo tons modulados em amplitude e *beeps*, selecionaram características da ASSR e do P300 e compararam o desempenho de uma ICC binária utilizando cada característica separada e a combinação delas. Para extrair as características utilizaram a análise de correlação canônica (CCA, do inglês *Canonical Correlation Analysis*) e filtragem, para ASSR e P300, respectivamente. Na classificação utilizaram a análise de discriminante Linear de Fisher (FLDA) que obteve taxas de acerto de 66,68%, 74,58% e 85,33% para ASSR, P300 e a combinação dos mesmos, respectivamente. A ITR obtida para a ICC híbrida foi maior que a das demais: 9,11 *bits/min* contra 2,01 *bits/min* da ASSR e 4,18 *bits/min* para o P300. As análises foram realizadas durante várias rodadas com tempo total de 45 minutos por voluntário, e o EEG foi registrado usando 8 eletrodos das regiões frontal, central, parietal e temporal.

Hill e Scholkopf (2012) também fizeram comparações de uma ICC auditiva binária usando ASSR e P300 como características, fazendo uma análise individualizada com 13 voluntários. Os autores utilizaram a transformada de Fourier e a diferença entre os potenciais esquerdo e direito foi utilizada para extrair as características da ASSR e potenciais relacionados a eventos - ERP (N100 e P300), respectivamente. Os estímulos foram pulsos (repetidos ao longo do tempo) e portadoras com característica de dente de serra (500 Hz e 769,231 Hz para esquerda e direita, respectivamente), com moduladoras de 41,667 Hz e 38,462 Hz na orelha direita e esquerda, respectivamente. Nos resultados, utilizando regressão logística como classificador, a taxa de acerto foi de 84,80 % e ITR de 4,98 *bits/min*, quando o ERP foi utilizado como característica. Por outro lado, as taxas de acerto com a ASSR não tiveram resultados melhores e, portanto, não foram mencionadas pelos autores. O EEG foi registrado por 67 canais, usando uma touca, e os voluntários fizeram várias sessões com duração de 2 horas com intervalos de descanso.

Em outra análise na faixa de 40 Hz e modulação AM com portadoras de 0,5 kHz e 2 kHz, Felix et al. (2015) avaliaram o desempenho de uma ICC binária utilizando nove eletrodos situados nas regiões frontal, temporal, occipital e parietal. Os resultados mostraram melhores respostas com estímulos com duração de 10,21s usando coerência espacial e um classificador contralateral para extração de características e classificação, respectivamente. As taxas alcançadas por essa configuração foram 82,00% de taxa de acerto e 1,89 *bits/min* de ITR, considerando a média dos 14 voluntários. A ICC implementada não é individualizada apresentando características padronizadas entre

os voluntários, e o experimento teve duração de aproximadamente 10 minutos, sem treinamento prévio dos voluntários.

Os resultados das abordagens auditivas mostram que os estudos dessas interfaces são promissores, obtendo elevadas taxas de transferência de informação (Riccio et al., 2012). As ICCs com múltiplas classes apresentam altas ITRs quando comparadas com ICCs binárias, no entanto também apresentam maior grau de complexidade, o que pode não fornecer bons rendimentos em pacientes com ALS devido ao esforço cognitivo, como apresentado no trabalho de Simon et al. (2015) (Riccio et al., 2012). Dessa forma, torna-se interessante a investigação de parâmetros que melhorem o desempenho de ICCs auditivas binárias baseadas em atenção.

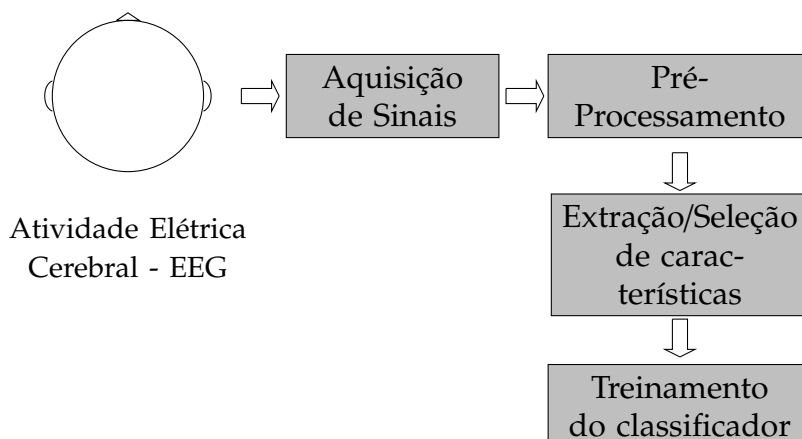
Abordagem individualizada *versus* Abordagem inter-indivíduo

A etapa de treinamento das interfaces está relacionada com o sistema *offline*, onde faz-se o ajuste dos parâmetros. A maioria dos trabalhos apresentados na literatura mostra ICCs individualizadas, onde cada voluntário deve atingir uma meta, fazendo ajustes de melhores parâmetros para a tarefa proposta (Kindermans et al., 2014; Baykara et al., 2016; Lotte et al., 2018). Essas abordagens sugerem a aquisição de um grande banco de dados para ajuste individual do classificador, o que pode gerar um número exaustivo de sessões, como apresentado na sessão anterior.

A Figura 2.4 mostra as etapas envolvidas na avaliação *offline* de uma interface cérebro-computador, que é repetida para cada trecho de tarefa. A etapa de pré-processamento, como discutida anteriormente, envolve a rejeição de artefatos ou trechos com artefatos, filtragens e outros ajustes, que permitam a extração das características.

De acordo com o discutido por Cho et al. (2015), ajustes de parâmetros são necessários todas as vezes que a interface for utilizada. Fitzgerald e Wright (2011) fizeram uma análise comprovando o efeito de treinamento durante uma semana com 720 testes diários e obtiveram melhora na detecção de características da modulação AM. Nos estudos de Halder et al. (2016a) utilizando usuários com deficiência motora e visual, uma ICC auditiva com paradigma de soletrador foi implementada. Os resultados mostram que os pacientes melhoraram o tempo de resposta e a ITR teve um incremento de 0,17 bits/min na primeira sessão até 3,08 bits/min na quinta. No entanto, esse processo pode causar fadiga nos usuários, principalmente os que possuem restrições motoras.

Diante desses resultados pode-se avaliar que existem condições de usabilidade das interfaces, como discutido por Choi et al. (2017) e simplificado na Figura 2.5. Os autores em sua análise mostram que as interfaces podem ser avaliadas em duas medidas: subjetiva verificando satisfação (utilidade, facilidade, confiabilidade) e eficiência (demanda física e mental, esforço, conforto); e objetiva avaliando eficácia (taxas de acerto e erros) e eficiência em termos de tempo e taxa de transferência de informação. Dessa forma, seria interessante a busca por interfaces que satisfaçam a maioria desses itens.



Calibração

Figura 2.4: Processo *offline* de uma interface cérebro-computador (ICC): aquisição de sinais, pré-processamento, extração e seleção de características, e treinamento do classificador. O procedimento é realizado em N trechos para calibração dos parâmetros da ICC. A figura foi modificada do diagrama esquemático apresentado em Lotte et al. (2018).

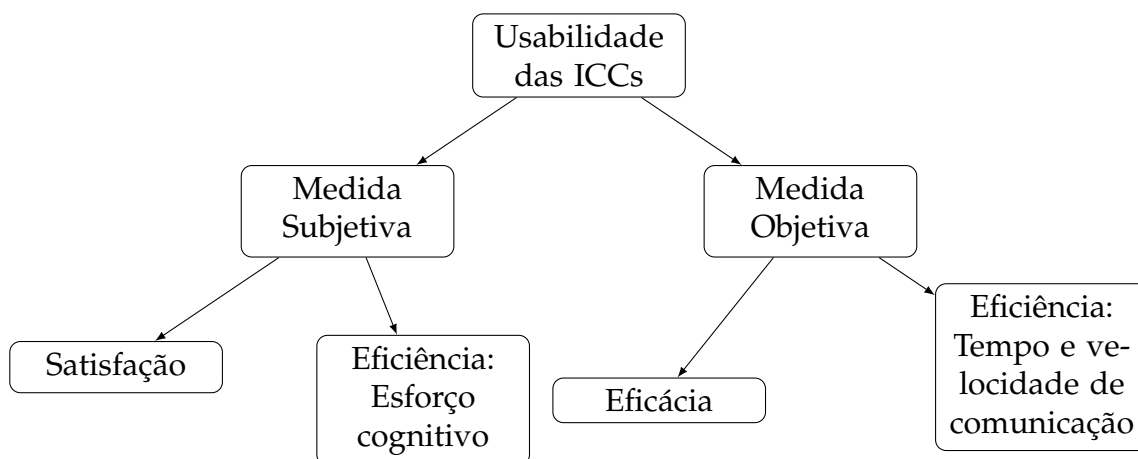


Figura 2.5: Parâmetros que definem a usabilidade de uma interface cérebro-computador (ICC). A figura foi modificada do diagrama esquemático apresentado em Choi et al. (2017).

Assim, uma abordagem inter-indivíduo seria interessante para ajuste de parâmetros da interface, considerando os registros cerebrais de vários voluntários e reduzindo o número de sessões e trechos utilizados, já que esses ajustes podem reduzir o desgaste do voluntário e permitir que novos voluntários utilizem o sistema calibrado, sem treinamento prévio. No entanto, como uma abordagem generalizada incorpora a variabilidade dos indivíduos, a performance dos classificadores pode ser afetada, o que deve ser avaliado.

Efeito da repetição em uma ICC auditiva usando coerência espacial e classificador contralateral

“A verdadeira viagem do descobrimento não consiste em procurar novas paisagens, mas em ter novos olhos.”

Marcel Proust

3.1 Introdução

A coerência espacial é uma técnica que utiliza a magnitude quadrática da coerência e a localização dos eletrodos, permitindo que seja identificada a região de maior sincronismo de respostas (Felix et al., 2015).

A técnica foi apresentada em Felix et al. (2014, 2015) e, com o objetivo de aplicá-la em interfaces cérebro-computador, os autores propuseram um classificador contralateral, baseado em alguns achados da literatura que afirmam que a ASSR é modulada contralateralmente pela atenção (Skosnik et al., 2007; Müller et al., 2009; Lazzouni et al., 2010). Nesse sentido, o presente capítulo tem o objetivo de avaliar o desempenho das técnicas apresentadas em Felix et al. (2014, 2015), procurando responder à seguinte pergunta:

- A repetição semanal altera o desempenho da ICC auditiva?

3.2 Materiais e Métodos

3.2.1 Sinais EEG: protocolo de aquisição

O EEG de 20 voluntários saudáveis (faixa etária entre 18 e 33 anos), que não possuíam nenhum histórico de problema neurológico, foi coletado no laboratório do NIAS

(Núcleo Interdisciplinar de Análise de Sinais) do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Viçosa (UFV), de acordo com protocolo aprovado pelo comitê de ética local (CEP/UFV: 1.637.358).

A coleta foi realizada com o amplificador de sinais biológicos (*BrainNet BNT - 36 da Emsa Equipamentos Médicos*), com filtro passa-alta e passa-baixa de 0,1 Hz e 100 Hz, respectivamente, filtro notch de 60 Hz e frequência de amostragem de 600 Hz (601,5 Hz de acordo com o fabricante).

Os sinais foram registrados a partir de 21 eletrodos (prata/cloreto de prata - Ag/AgCl) dispostos no escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20: *F7, T3, T5, Fp1, F3, C3, P3, O1, F8, T4, T6, Fp2, F4, C4, P4, O2, Fz, Cz, Pz, Oz* e *Fpz*. O terra foi fixado na testa e a referência no eletrodo *Oz* que, de acordo com Van Dun e Wouters (2009), obtém melhor relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal-to-Noise Ratio*) para a ASSR.

Durante a coleta, os indivíduos permaneceram sentados confortavelmente em uma poltrona, isolados em uma cabine acústica, sendo orientados a permanecer de olhos fechados durante os testes, evitando artefatos visuais. Em cada sessão o voluntário ficava em torno de 40 minutos para a colocação de eletrodos e realização da tarefa.

Rejeição de artefatos

Para a rejeição de artefatos foi utilizado o método proposto por Chiappa (1997) que consiste em, primeiramente, determinar o desvio padrão (σ) do EEG de fundo em um trecho livre de artefatos com duração de 20 segundos. A partir desse cálculo foi estabelecido um limiar definido por três vezes o desvio padrão ($\pm 3\sigma$). As janelas que apresentavam 5 % de amostras consecutivas ou 10 % das suas amostras com valor superior ao limiar calculado foram rejeitadas.

3.2.2 Estímulos

O estímulo considerado foi um tom AM obtido a partir das Equações 3.1, 3.2 e 3.3, descritas em John et al. (1998). O mesmo foi gerado digitalmente, com frequência de amostragem de 44100 Hz, profundidade de 100% e intensidade sonora de 75 dB SPL (Nível de Pressão Sonora, do inglês *Sound Pressure Level*).

$$c(t) = A \cdot \text{sen}(2\pi f_c t) \quad (3.1)$$

$$m(t) = 1 - 0,5 \cdot a \cdot (\cos(2\pi f_m t) + 1) \quad (3.2)$$

$$s(t) = c(t) \cdot m(t) \quad (3.3)$$

onde f_c é a frequência de portadora, f_m a frequência de moduladora, a a profundidade de modulação e A é a amplitude máxima do sinal.

Moduladoras e Portadoras

As moduladoras utilizadas foram fixas, sendo 32 Hz para a orelha esquerda e 38 Hz para a orelha direita. Esses valores foram adotados, pois, de acordo com John et al. (1998) e Galambos et al. (1981), essa faixa de frequências apresenta maiores respostas na ASSR e são influenciadas pela atenção, como apresentado por Tiitinen et al. (1993). As portadoras adotadas foram de 0,5 kHz para a orelha esquerda e 2,0 kHz para a orelha direita. A Figura 3.1 mostra um exemplo dos sons das orelhas esquerda e direita, considerando essas moduladoras e portadoras durante um tempo de 5 s.

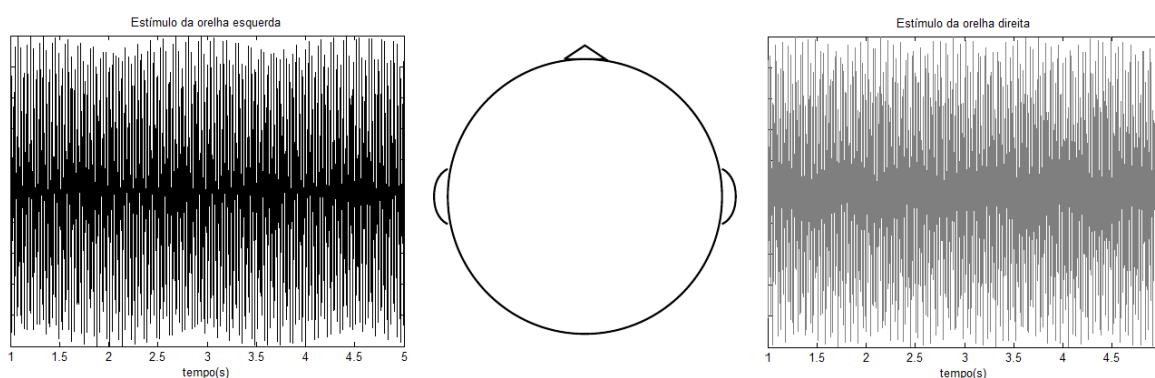


Figura 3.1: Estimulação no tempo de 1 s a 5 s: cinza é o estímulo entregue à orelha direita e preto é o estímulo entregue à orelha esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz e as portadoras de 500 Hz e 2 kHz, para esquerda e direita, respectivamente.

Para evitar o espalhamento espectral, essas frequências foram corrigidas de forma que cada janela de 1024 pontos contivesse um número inteiro de ciclos do sinal (Felix et al., 2005). Essa correção foi feita conforme mostra a Equação 3.4.

$$\frac{f_s}{f_m} = \frac{S}{L'} \quad (3.4)$$

onde f_s é a frequência de amostragem, f_m é a frequência da moduladora, S é o número de pontos de cada janela de sinal e L' é o número de ciclos do sinal dentro da janela.

Dessa forma, os valores corrigidos para as moduladoras das orelhas esquerda e direita foram 31,13 Hz e 39,36 Hz, respectivamente.

Transdutor

A apresentação dos estímulos foi realizada através de um cabo blindado acoplado ao fone de inserção E-A-R Tone 5A (*Aearo Technologies*), introduzido no canal auditivo por meio de olivas (feitas de espuma moldável). Essa configuração fornece maior atenuação de ruídos ambientes, evitando estimulação contralateral e melhorando o acoplamento

auricular, minimizando, dessa forma, perdas de energia acústicas e melhorando a confiabilidade dos testes (E-A-RTone5A, 2000). A calibração¹ desse fone foi realizada de acordo com a intensidade sonora desejada (75 dB SPL) usando ouvido artificial (modelo 4152 da Brüel & Kjær) com auxílio de um microfone modelo 2572 da Larson Davis.

3.2.3 Protocolo de estimulação

O protocolo de estimulação, que pode ser observado na Figura 3.2, foi composto por duas etapas com atenção: atenção na orelha esquerda e atenção na orelha direita. No início do teste, era feita uma etapa de calibração, onde o voluntário, diante de estimulação binaural, não focava atenção nos sons. Cada etapa da estimulação tinha duração de dois minutos (equivalentes a 70 janelas, considerando cada janela com 1024 pontos), com intervalo de 30 segundos entre cada. Como orientação, antes de cada tarefa, foi gerado um estímulo de dez segundos na orelha em que deveria focar a atenção e, na calibração, eram 10 segundos de estimulação nas duas orelhas. A instrução era uma amostra do próprio som apresentado na estimulação. Todos os tempos adotados nesse experimento seguiram os protocolos estabelecidos em Ranaudo (2012) e Felix et al. (2014).

Esse protocolo foi repetido com os voluntários em quatro semanas consecutivas, sempre no mesmo turno (manhã, tarde ou noite), e a sequência esquerda, direita ou sem atenção (calibração) era aleatória a cada semana, variando também de um voluntário para outro.

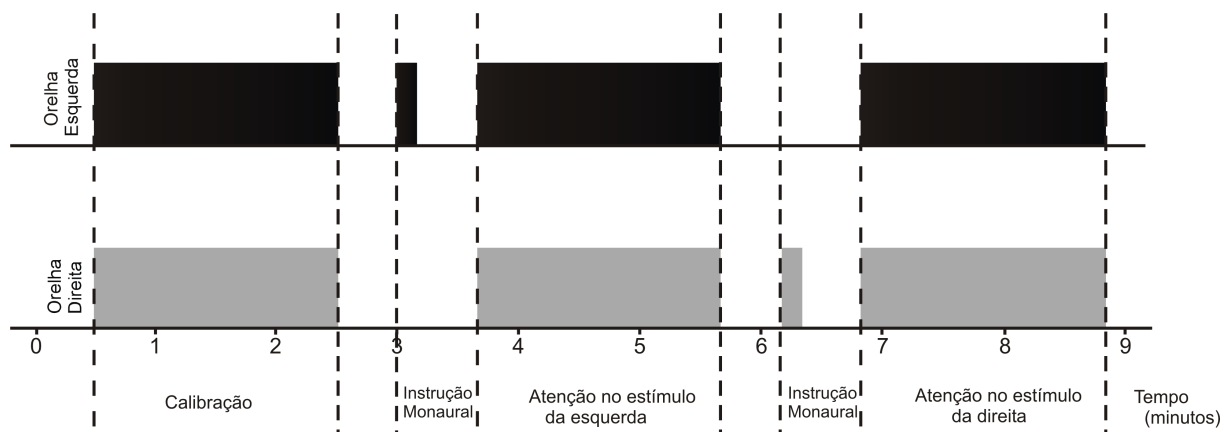


Figura 3.2: Estimulação binaural: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32Hz e 38Hz e as portadoras de 500 Hz e 2 kHz, para esquerda e direita, respectivamente (Ilustração modificada de Ranaudo (2012)).

¹Agradecemos a empresa *Acústica Maducha* pela calibração do sistema.

3.2.4 Magnitude Quadrática da Coerência (MSC - *Magnitude Squared Coherence*)

Dobie e Wilson (1989) propuseram uma técnica de detecção objetiva de respostas (ORD, do inglês *Objective Response Detection*) baseada em critérios estatísticos e quantitativos, chamada Magnitude Quadrática da Coerência (MSC - *Magnitude Squared Coherence*). Esta técnica tem se mostrado uma ferramenta robusta na detecção de potenciais diversos aplicados às ICCs (Chen et al., 2014; Netto et al., 2014; Felix et al., 2015; Verdière et al., 2018; Lotte et al., 2018).

De acordo com Miranda de Sá et al. (2002), considerando dois sinais $y[n]$ e $x[n]$, a coerência pode ser estimada por

$$\hat{\gamma}_{xy}^2(f) = \frac{|\sum_{i=1}^M [X_i^*(f)Y_i(f)]|^2}{\sum_{i=1}^M |X_i^*(f)|^2 \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2} \quad (3.5)$$

onde $X_i(f)$ e $Y_i(f)$ são transformadas de Fourier da i -ésima janela e M é o número de janelas usadas para a estimação.

De acordo com Dobie e Wilson (1989) e Miranda de Sá et al. (2002), considerando $y[n]$ como o sinal de EEG registrado no escalpo e o $x[n]$ idêntico em todos os trechos (um estímulo sensorial, por exemplo, auditivo), o valor da MSC da Equação 3.5 é representado pela Equação 3.6.

$$\hat{\kappa}_y^2(f) = \frac{|\sum_{i=1}^M Y_i(f)|^2}{M \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2} \quad (3.6)$$

onde $Y_i(f)$ é a transformada de Fourier da i -ésima janela e M é o número de janelas usadas para a estimação.

Para o nível de significância desejado (α) pode-se obter um valor crítico que constitui um limiar estatístico para o detector. Esse limiar, para a hipótese nula (H_0) de ausência de resposta é dado pela Equação 3.7 (Miranda de Sá et al., 2002). A detecção ocorre quando $\hat{\kappa}_y^2(f) > \hat{\kappa}_y^2crit$.

$$\hat{\kappa}_y^2crit = 1 - \alpha^{\frac{1}{M-1}} \quad (3.7)$$

3.2.5 Coerência espacial

A proposta da coerência espacial agrega a informação de localização do eletrodo no escalpo com a MSC, possibilitando que seja localizada a região de maior amplitude e sincronismo dos potenciais evocados (Felix et al., 2014, 2015). Os parâmetros de módulo e fase dos eletrodos são calculados com relação ao vértice (Cz), obtendo os valores apresentados na Tabela 3.1. A posição dos eletrodos está de acordo com o Sistema Internacional 10-20, e o paradigma fornecido é dada por Delorme e Makeig (2004), onde A_i é o módulo do eletrodo i e θ_i é a fase deste mesmo eletrodo.

Tabela 3.1: Módulo e fase dos eletrodos de acordo com a posição no escalpo.

Eletrodos	A_i	θ_i (graus)
F7	0,51	144
T3	0,51	180
T5	0,51	225
Fp1	0,51	108
F3	0,33	129
C3	0,25	180
P3	0,33	231
O1	0,51	252
F8	0,51	36
T4	0,51	0
T6	0,51	315
Fp2	0,51	72
F4	0,33	51
C4	0,25	0
P4	0,33	309
O2	0,51	288
Fz	0,25	90
Cz	0	0
Pz	0,25	270
Oz	0,51	270

O cálculo da coerência espacial é dado pelo vetor resultante obtido por meio do somatório apresentado na Equação 3.8. Sendo assim, esse resultado mostra a região de maior sincronismo para a frequência analisada (Felix et al., 2014, 2015).

$$\kappa_{espacial}(f_0) = \sum_{i=1}^{ch} \hat{\gamma}_i^2(f_0) A_i e^{j\theta_i}, \quad (3.8)$$

onde ch é o número de canais utilizados, $\hat{\gamma}_i^2(f_0)$ é o valor da coerência para o canal i na frequência f_0 , A_i é o módulo e θ_i é o ângulo de cada eletrodo i .

Índice de Atenção

Por meio da coerência espacial é possível determinar o índice de atenção, como pode ser visto na Equação 3.9. Esse cálculo considera a soma vetorial dos eletrodos, ponderada pela diferença na condição com atenção e sem atenção, conforme Equação 3.10. Para este experimento foi feito o cálculo do $\hat{\gamma}_{i(\text{sem atenção})}^2$ utilizando vinte janelas. Um exemplo do índice de atenção pode ser visualizado na Figura 3.3, onde o índice resultante (parte real do $\kappa_{espacial}$) é positivo (aponta para a direita).

$$\text{Índice de Atenção} = \text{real}(\kappa_{\text{espacial}}) \quad (3.9)$$

$$\kappa_{\text{espacial}}(f_0) = \sum_{i=1}^{ch} (\hat{\gamma}_{i(\text{atenção})}^2 - \hat{\gamma}_{i(\text{sem atenção})}^2) A_i e^{j\theta_i} \quad (3.10)$$

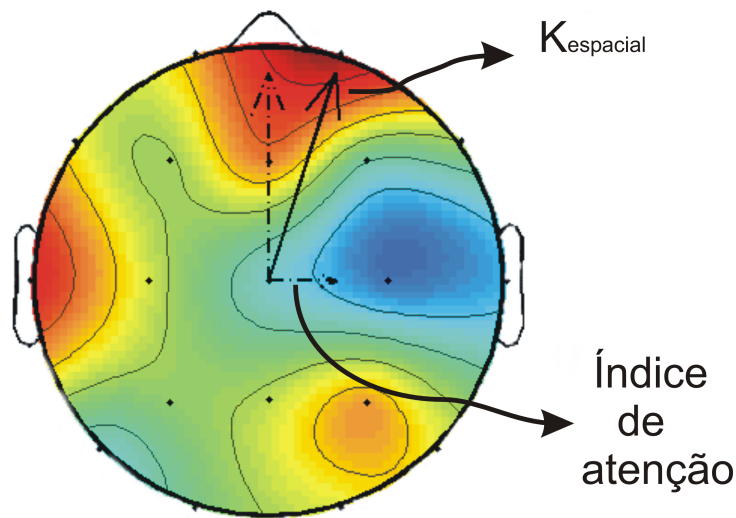


Figura 3.3: Índice de atenção: Mapa topográfico com a distribuição dos eletrodos de acordo com o paradigma de Delorme e Makeig (2004) mostrando o κ_{espacial} e o índice de atenção resultante (vetor horizontal).

3.2.6 Extração de características

As características utilizadas para a interface desenvolvida neste experimento são baseadas no índice de atenção, calculado pela função de coerência nos eletrodos utilizados, conforme descrito na seção 3.2.5.

Os índices obtidos nos experimentos foram a parte real do κ_{espacial} , conforme mostra a Equação 3.9. O valor do índice para a atenção seletiva diante de dois estímulos é obtido por meio da comparação dos valores. Os eletrodos utilizados para esse cálculo, foram os que obtiveram a melhor performance para uma ICC, de acordo com os estudos realizados por Ranaudo (2012) e Felix et al. (2015): T3, P3, F3, O1, P4, O2, T4, Pz e Fz.

3.2.7 Classificador Contralateral

O índice de atenção proposto por Felix et al. (2014) é calculado para cada moduladora, possuindo valores positivos ou negativos. O classificador contralateral proposto pelos autores avalia o índice de atenção da esquerda ou da direita e detecta os resultados com base nas condições do sinal. Para classificar a atenção, levam-se em consideração as mudanças inter-hemisférios ocorridas durante estimulações binaurais (Ranaudo, 2012; Felix et al., 2015). Essa classificação compara os valores obtidos com as frequências moduladoras da esquerda e da direita, considerando os sinais e módulos obtidos por cada índice.

O pseudocódigo abaixo mostra o critério de avaliação do classificador, o qual classifica o índice de atenção resultante como atenção na esquerda, se for positivo, e direita, se for negativo. No pseudocódigo, o Índice de Atenção (E) e o Índice de Atenção (D) representam os índices de atenção da moduladora da esquerda e moduladora da direita, respectivamente. A condição estabelecida inicialmente pelo classificador é que o índices das moduladoras direita e esquerda devem ser positivo e negativo, respectivamente. Se essa condição for estabelecida e o maior módulo for o índice positivo, indica atenção na esquerda, caso contrário, atenção na direita. Por outro lado, se ambos os índices forem negativos indica atenção na direita e, se ambos forem positivos, indica atenção na esquerda. Assim, se o voluntário for instruído a prestar atenção ao som à direita, o classificador espera que o índice de atenção resultante aponte para a direção oposta (negativa) que indica a modulação contralateral da ASSR, como mostrado no pseudocódigo.

Classificador Contralateral

```

if Índice de Atenção (E) < 0 and Índice de Atenção(D) > 0
  if absolut(Índice de Atenção(E))> absolut(Índice de Atenção(D))
    Atenção Direita
  else
    if absolut(Índice de Atenção(E))< absolut(Índice de Atenção(D))
      Atenção Esquerda
    end
  end
else
  if Índice de Atenção(E) < 0 and Índice de Atenção(D) < 0
    Atenção Direita
  else
    if Índice de Atenção(E) > 0 and Índice de Atenção(D) > 0
      Atenção Esquerda
    end
  end
end
end
    
```

3.2.8 Performance da ICC

Como métricas de desempenho da ICC foram utilizadas a taxa de acerto (TA) e a taxa de transferência de informação (ITR, do inglês *Information Transfer Ratio*).

A TA é a razão entre o número de indivíduos que obteve testes classificados corretamente e o número total de indivíduos (20 voluntários no total desse experimento). Essa taxa é obtida pelo número de classificações precisas, ou seja, quando um voluntário é instruído a focar a atenção em um lado e o classificador identifica a atenção para esse mesmo lado.

A Equação 3.11 mostra como é calculada a ITR, onde c_m é o número de comandos por minuto definido pelo tempo de sinal utilizado (5 comandos por minuto correspondem a 12s, ou seja, $60/5 = 12$). Na Tabela 3.2 tem-se um exemplo dos comandos por minuto (c_m) calculados com janelas (M) variando de três a seis, o que corresponde a tempos de 5,1 s a 10,21 s, considerando a frequência de amostragem de 601,5 Hz e janelas com 1024 pontos. Como pode ser analisado, quanto menor o tempo, maior o número de comandos por minuto e, conseqüentemente, maior a ITR.

N na Equação 3.11 representa o número de classes ou comandos existentes. Em uma ICC binária, o N é dois. E o P representa a taxa de acerto e mostra que, quanto maior seu valor, maior será a ITR.

$$ITR = c_m [\log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 (\frac{1 - P}{N - 1})] \quad (3.11)$$

Tabela 3.2: Comandos por minutos (c_m) obtidos com janelas (M) variando de 3 a 6.

M	c_m - Comandos/min
3	11,75
4	8,81
5	7,05
6	5,87

3.3 Resultados

Na Figura 3.4 tem-se a média das taxas de acerto (TAs) de 20 janelas (34,08s de sinal), mostrando que existem algumas diferenças, sendo que a primeira semana apresenta um pico em 17,02s com taxa de acerto de 87,50%. As menores taxas são observadas na terceira semana, com máximo (70%) em 25,54s. Para as semanas 2 e 4 os picos ocorreram em 8,51s e 11,92s, com taxas de acerto de 67,50% e 76,32%, respectivamente.

O comportamento da ITR para outras janelas e para as demais semanas pode ser verificado na Figura 3.5, onde o máximo valor foi obtido na primeira semana e corresponde a 1,61 *bits/min* em um tempo de 17,02 s. Para as demais semanas os máximos valores obtidos foram de 0,64 *bits/min* (8,51 s), 1,59 *bits/min* (3,51 s) e 1,06 *bits/min* (11,92 s) para 2^a, 3^a e 4^a semanas, respectivamente.

Considerando a taxa de acerto média de cada voluntário em 10,21s de sinal (6 janelas) em uma análise com janela móvel (7 deslocamentos ao longo dos dois minutos

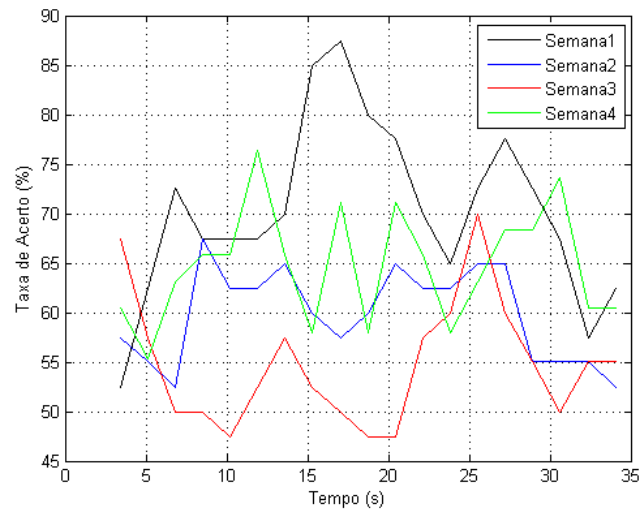


Figura 3.4: Variação da taxa de acerto (%) considerando a média de vinte voluntários para vinte janelas de sinal.

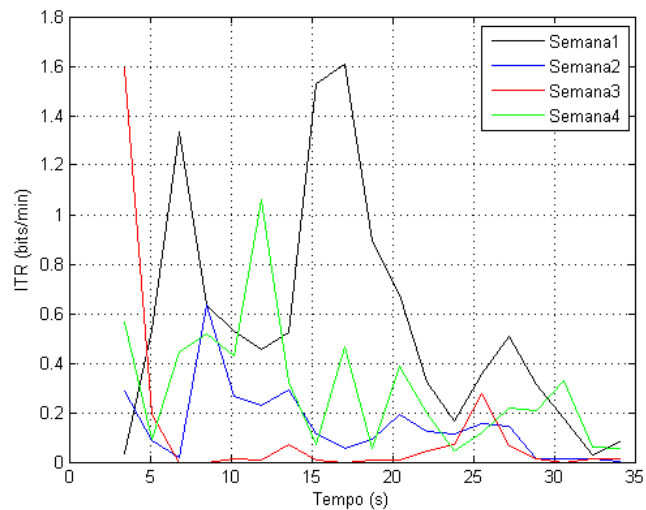


Figura 3.5: Variação da taxa de transferência de informação - ITR - em *bits/min*, considerando a média de vinte voluntários para vinte janelas de sinal.

de cada tarefa) tem-se a variação apresentada na Figura 3.6. Esse tempo de 10,21s foi utilizado, pois foi o que indicou maior taxa de acerto para o estudo de uma ICC binária *offline* desenvolvida em Felix et al. (2015). Nos gráficos gerados por essa análise (Figura 3.6) nota-se que as medianas da segunda e quarta semanas possuem valores semelhantes (64,30%) e a 1^a e 3^a semanas possuem o maior e menor valor, 71,40% e

57,14%, respectivamente.

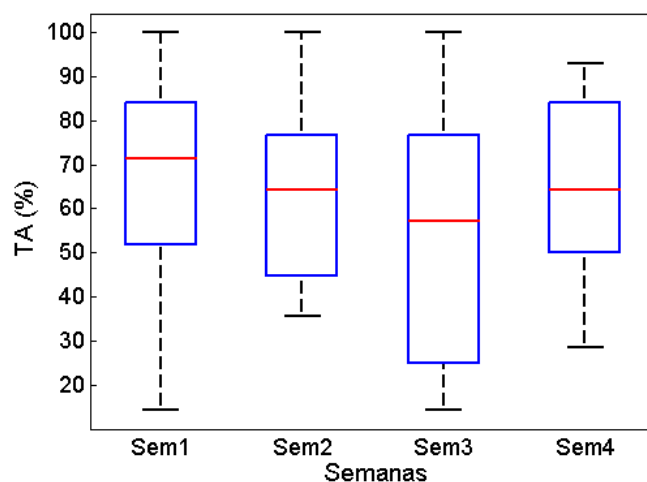


Figura 3.6: Variação da taxa de acerto (%) de acordo com as semanas. Análise com a média dos resultados, considerando 10,21s de sinal (seis janelas).

Ao se fazer um teste estatístico de análise de variância (ANOVA) entre as semanas, verifica-se que não existe diferença estatística entre elas com p - valor de 0,18, considerando um nível de significância de 5%. Realizando o teste de Tukey, que faz todas as comparações possíveis, não se tem evidências de que existe diferença estatística entre as taxas de acerto das semanas (nível de confiança de 95%). O intervalo das diferenças entre as taxas de cada combinação pode ser observado na Figura 3.7.

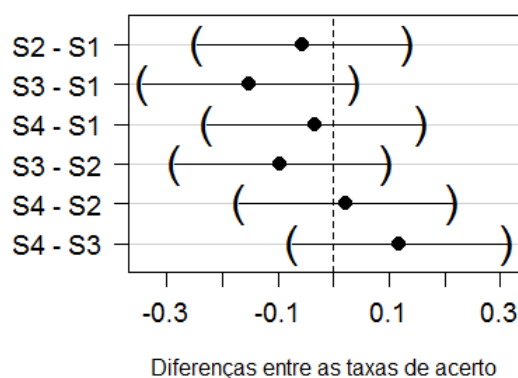


Figura 3.7: Intervalo de variação das diferenças das taxas de acerto entre as semanas obtido com teste de Tukey, com nível de confiança de 95%.

3.4 Discussão

Esta análise investiga o efeito da repetição em uma ICC com atenção seletiva auditiva usando tons AM, aplicado em 20 voluntários. Os testes foram realizados durante quatro sessões com intervalos semanais, tendo como objetivo verificar se existem diferenças estatisticamente significativas nas taxas de acerto da ICC binária. Essa análise foi feita de forma *offline*, sempre existindo três condições: atenção no som da direita, atenção no som da esquerda e sem atenção. Para a classificação foram utilizados os eletrodos T3, F3, P3, O1, T4, P4, O2, Fz e Pz, ranqueados com melhor resposta para os parâmetros analisados, como descrito em Ranaudo (2012).

Observando os resultados encontrados nas Figuras 3.4 e 3.6, notam-se diferenças entre os parâmetros analisados a cada semana. Essas variações podem ocorrer devido a alterações dos padrões de EEG, que se comportam de acordo com o estado do voluntário: motivação, fadiga, dentre outros aspectos (Boksem et al., 2005; Myrden e Chau, 2015). Além disso, o número de janelas utilizado para a avaliação da ICC binária (10,21s) proposta nesse experimento, apresentou taxas médias de 87,50% e 1,61*bits/min*, para TA e ITR, respectivamente.

A análise mostra que não existem diferenças significativas entre as taxas de acerto da ICC implementada. Avaliando-se a mesma pessoa com intervalo de uma semana, não tem-se influência de uma sessão em outra, não caracterizando um treinamento. Assim, o voluntário pode ser submetido ao teste nesse intervalo sem que haja aprendizado. Um dos fatores que pode ter contribuído para o resultado é a aleatoriedade da sequência de tarefas, impossibilitando que o voluntário pudesse memorizar a sequência apresentada.

Diante desses resultados, é possível implementar ICCs com seis janelas utilizando os mesmos voluntários em intervalos de uma semana sem que a taxa de desempenho da interface seja alterada de forma significativa ($\alpha = 5\%$). Isso permite concluir que é possível um usuário se comunicar utilizando uma ICC auditiva com atenção seletiva sem a necessidade de um tempo exaustivo das sessões. Em paradigmas similares, como nos estudos de Kim et al. (2011) e Felix et al. (2015), foram obtidas TAs de 84% e 82% e ITRs de 2,08*bits/min* e 1,89*bits/min*, respectivamente.

A partir desses achados propõem-se estudos com varredura dos sinais até seis janelas (10,21 s) para verificar o desempenho do classificador contralateral em uma ICC binária baseada em atenção, considerando estímulos AM com variação da portadora, de forma a permitir o ajuste do protocolo para tempos menores de instrução e estímulo.

Além disso, o experimento apresentado utilizou eletrodos fixos e um classificador que avalia a condição da ASSR modulada contralateralmente, partindo de resultados já apresentados no trabalho de Ranaudo (2012) e Felix et al. (2015). Assim, fica o questionamento se todos esses parâmetros podem ser ajustados em uma abordagem inter-indivíduo. Essas análises serão discutidas nos Capítulos 4 e 5.

Vale ressaltar que os resultados apresentados neste capítulo foram publicados no artigo Souza et al. (2016c).

Performance da ICC auditiva para diferentes classificadores e estímulos

“Mas tudo veio a ser; não existem fatos eternos: assim como não existem verdades absolutas.”

Friedrich Nietzsche

4.1 Introdução

Diferenças entre indivíduos são apontadas em alguns estudos relacionados à atenção auditiva seletiva, por exemplo. Choi et al. (2014) verificaram o comportamento de indivíduos utilizando estímulos distintos e constatou que existem diferenças entre eles, e que tal diferença pode estar relacionada a processos corticais que envolvem atenção. Os estudos de Bidet-Caulet et al. (2007) mostram mais evidências do hemisfério esquerdo, enquanto os resultados de Gander et al. (2007) apresentam mais evidências do hemisfério direito, durante a atenção seletiva.

Diante dessas diferenças, o presente capítulo apresenta um novo método para classificação de atenção auditiva em uma abordagem inter-indivíduo com o objetivo de melhorar o desempenho da ICC baseada em atenção seletiva. Esse método, chamado de *classificador modular*, classifica a atenção como esquerda ou direita, tendo como referência o maior módulo do índice de atenção. Portanto, a principal diferença entre o classificador contralateral e o modular é que o modular não estabelece índices de atenção positivos ou negativos das moduladoras direita e esquerda.

Para comparar o desempenho dos classificadores é feita uma busca exaustiva por melhores combinações de eletrodos que forneçam as melhores taxas de acerto em diferentes estímulos. Com essa comparação será possível responder algumas perguntas:

- Um novo classificador que utilize a informação da coerência espacial e não suponha apenas contralateralidade é útil para uma ICC auditiva binária?

- Existem diferenças entre os estímulos e número de janelas utilizados?
- Quais os melhores pares de estímulos e o melhor número de janelas para esse tipo de ICC?

4.2 Materiais e Métodos

4.2.1 Sinais EEG: protocolo de aquisição

O EEG de 144 voluntários saudáveis (faixa etária de 18 a 45 anos) foi registrado, sendo 24 voluntários para cada par de estímulos utilizados. As coletas foram realizadas no laboratório do NIAS (Núcleo Interdisciplinar de Análise de Sinais) do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Viçosa (UFV), de acordo com o protocolo aprovado pelo comitê de ética local (CEP/UFV: 1.637.358).

Todos os procedimentos para o registro dos sinais, bem como o processo de rejeição de artefatos deste experimento, são os mesmos apresentados na subseção 3.2.1 do Capítulo 3.

4.2.2 Estímulos

Os estímulos utilizados neste experimento também foram tons AM obtidos a partir das Equações 3.1, 3.2 e 3.3, descritas no Capítulo 3 com profundidade de 100% e intensidade sonora de 75 dB SPL. As moduladoras foram fixas em 32 Hz e 38 Hz e corrigidas para 31,13 Hz e 39,36 Hz, sendo utilizadas nas orelhas esquerda e direita, respectivamente.

As portadoras utilizadas foram na faixa de 0,5 kHz a 4,0 kHz, conforme combinações apresentadas na Tabela 4.1. Os transdutores e olivas utilizados foram os mesmos apresentados na descrição do Capítulo 3.

Tabela 4.1: Combinação das portadoras para as orelhas esquerda e direita.

Orelha Esquerda (kHz)	Orelha Direita (kHz)
0,5	1,0
0,5	2,0
0,5	4,0
1,0	2,0
1,0	4,0
2,0	4,0

4.2.3 Protocolo de estimulação

O protocolo de estimulação utilizado neste experimento é apresentado na Figura 4.1, onde tem-se um exemplo de atenção no som da direita (instrução de 1,5 s na orelha direita). Antes do início da tarefa, apresentada na figura, havia uma etapa de calibração com duração de 34 s (vinte janelas de 1,7 s cada). Nesta fase, os voluntários foram instruídos a não focar a atenção nos estímulos. Essa calibração é utilizada para o cálculo da coerência na condição sem atenção, verificando o estado do voluntário, sem a tarefa de atenção, para utilizá-la nas equações de coerência apresentadas no Capítulo 3.

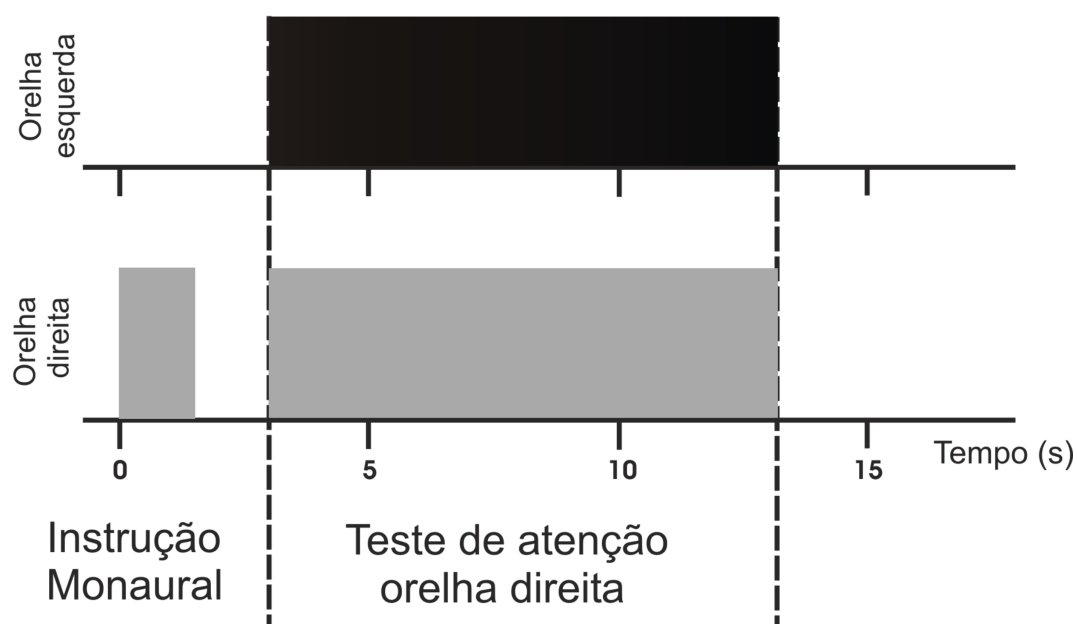


Figura 4.1: Protocolo de estimulação binaural: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz, para esquerda e direita, respectivamente, e as portadoras variaram de acordo com a Tabela 4.1. A figura ilustra um exemplo do teste de atenção na orelha direita, mostrando uma instrução monaural com duração de 1,5 s e estimulação binaural de 10,21 s.

Após a etapa de calibração, a tarefa começa com uma instrução auditiva monaural. Essa determina o lado em que o voluntário deve focar a atenção e tem duração de 1,5 s, seguido pelo mesmo tempo sem estímulos. A instrução consiste no mesmo som que é tocado na orelha durante a tarefa, servindo apenas como orientação direcional, e indicando o lado no qual o voluntário deverá focar atenção. Após esse período, a tarefa de atenção começa com estímulos binaurais e dura aproximadamente 10,21 s. O tempo de calibração e de estimulação binaural foram definidos conforme os resultados discutidos no Capítulo 3 e apresentados nos trabalhos de Ranaudo (2012) e Felix et al.

(2015).

São utilizados estímulos diferentes (Tabela 4.1) para grupos de 24 pessoas. Em cada grupo, metade dos voluntários foram orientados a focar a atenção no som da esquerda e a outra metade no estímulo da orelha direita. Cada pessoa fez a tarefa apenas uma vez, sem sessão de treinamento.

4.2.4 Extração de características e Classificadores

As características foram extraídas por meio da coerência espacial calculada com as combinações de eletrodos que forneciam as melhores taxas de acerto. Os cálculos utilizados para o índice de atenção foram os mesmos estabelecidos na seção 3.2.5 do Capítulo 3, que é representado pela parte real do κ_{espacial} .

Classificador contralateral

O classificador contralateral foi discutido no Capítulo 3 e classifica a atenção baseado nos sinais do índice de atenção.

Classificador Modular

Um novo classificador foi proposto para avaliar apenas o valor absoluto do índice de atenção (esquerdo e direito), classificando a atenção com base na maior amplitude independente da direção (positiva ou negativa) (Souza et al., 2018). Por exemplo, se o índice da moduladora da esquerda possui o módulo mais alto, o classificador indica atenção no estímulo esquerdo. Como resultado, busca-se a maior coerência em todas as regiões relacionadas à atenção seletiva, sem abordar os sinais das moduladoras. Dessa forma, o método pode abranger as diferenças comportamentais dos indivíduos com relação aos sinais dos índices das moduladoras, como discutido em Choi et al. (2014); Lee et al. (2013a); Bidet-Caulet et al. (2007); Gander et al. (2007). Este método é apresentado no pseudocódigo seguinte e, como pode ser observado, avalia todas as possibilidades não contempladas pelo classificador contralateral.

Classificador Modular

```
if absolut(Índice de Atenção (E)) > absolut(Índice de Atenção (D))
  Atenção Esquerda
else
  if absolut(Índice de Atenção (E)) < absolut(Índice de Atenção (D))
    Atenção Direita
  end
end
```

4.2.5 Performance da ICC

Para cada um dos seis estímulos o desempenho da ICC foi verificado considerando-se tempos equivalentes a três (5,1 s), quatro (6,8 s), cinco (8,5 s) e seis (10,21 s) janelas. Para a obtenção da taxa de acerto foram realizadas buscas exaustivas por combinações de eletrodos (dois a 19) que forneceriam maior acerto para os classificadores. Em todos os desempenhos foram calculadas as taxas de acerto e as ITRs conforme descrito no Capítulo 3.

4.3 Resultados

A Figura 4.2 mostra as taxas de acerto (TAs) dos dois classificadores, considerando todas as janelas e combinações de portadoras. Os resultados mostram que o classificador modular apresenta valores superiores às TAs do contralateral, variando de 75,00% a 91,67%, com menor desvio. As medianas das taxas de acerto são 87,50% e 66,67% para o modular e contralateral, respectivamente. O teste de Wilcoxon mostra que existe diferença significativa entre os classificadores, com $p = 4,23 \cdot 10^{-9}$.

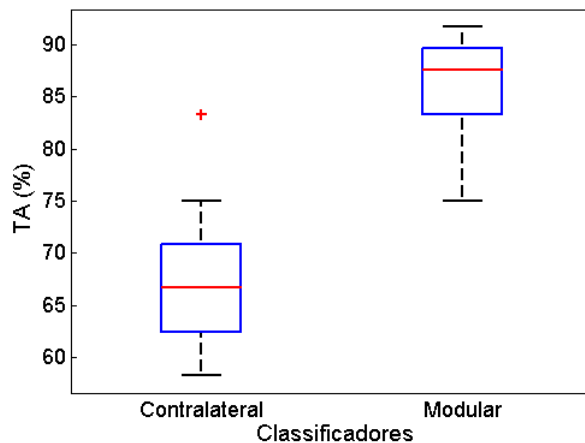


Figura 4.2: Taxas de acerto dos classificadores contralateral e modular, considerando todas as janelas ($M = 3,4,5$ e 6) e portadoras conforme a Tabela 4.1.

Os resultados do classificador modular são apresentados na Tabela 4.2. O maior valor de TA obtido foi de 91,67% e, considerando um menor número de janelas, essa resposta é encontrada nas combinações de 0,5 kHz/4,0 kHz e 1,0 kHz/4,0 kHz. A TA de 91,67% para três janelas (aproximadamente 5,1 s de sinal) fornece uma ITR de 6,74 bits/min. O teste de Kruskal-Wallis mostra que não é possível dizer que existe diferença significativa entre as portadoras ($p = 0,08$) e nem entre as janelas ($p > 0,05$).

A Figura 4.3 mostra a coerência espacial média dos voluntários para 32 Hz (mapas da esquerda) e 38 Hz (mapas da direita), considerando atenção no lado esquerdo

Tabela 4.2: Taxa de Acerto - TA (%) do classificador modular considerando as seis combinações de portadoras e janelas. Os maiores valores estão destacados em negrito.

	TA (%)					
M	0,5k/1,0k	0,5k/2,0k	0,5k/4,0k	1,0k/2,0k	1,0k/4,0k	2,0k/4,0k
3	79,17	87,50	91,67	87,50	91,67	87,50
4	83,33	91,67	87,50	87,50	91,67	79,17
5	75,00	87,50	83,33	91,67	87,50	87,50
6	83,33	91,67	87,50	87,50	83,33	91,67

(mapas superiores) e atenção no lado direito (mapas inferiores) usando portadoras de 0,5 k/4,0 kHz. A coerência espacial foi calculada usando a Equação 3.8 e considerando a diferença entre atenção e sem atenção. Esses resultados foram obtidos utilizando três janelas e os maiores valores médios de coerência podem ser observados, principalmente nas regiões frontal, parietal e occipital (ver Figura 4.3).

4.4 Discussão

Este experimento avaliou a implementação de um método de classificação associado à coerência espacial, com o objetivo de verificar o desempenho de uma ICC auditiva usando atenção seletiva em uma abordagem inter-indivíduo. Para esta análise, foi realizada uma varredura da frequência de portadoras no intervalo entre 0,5 kHz e 4,0 kHz (Tabela 4.1) com moduladoras de 32 Hz e 38 Hz para as orelhas esquerda e direita, respectivamente. Cada voluntário realizou o teste uma vez, focando atenção na direita ou esquerda. Dessa forma, os resultados foram obtidos sem que o voluntário fosse submetido a sessões de treinamento.

Os melhores desempenhos foram encontrados usando o classificador modular, como pode ser observado na Tabela 4.3. Além disso, considerando os melhores valores do classificador modular (TA de 91,67% e ITR de 6,74 *bits/min*) e comparando-os com os de outros métodos disponíveis na literatura para uma ICC auditiva sob as mesmas condições (ver Tabela 4.3, Capítulo 4), isto é, binária e baseado em atenção, é possível verificar que o método proposto apresenta taxas melhores que a maioria dos estudos. Como pode ser observado, a interface proposta por (Kaongoen e Jo, 2017) apresenta ITR maior que o resultado obtido neste estudo, porém seu resultado foi obtido apenas quando os autores utilizaram uma combinação de P300 e ASSR como característica. Além disso, com exceção dos resultados de Felix et al. (2015), as demais ICCs apresentam abordagens individualizadas, diferente da proposta deste trabalho. Com uma taxa de acerto maior que 90,00% e usando apenas ASSR como característica, verifica-se que o método proposto supera os métodos de Kim et al. (2011); Felix et al. (2015); Heo et al. (2017); Kaongoen e Jo (2017) e pode ser considerado em aplicações ICCs auditivas.

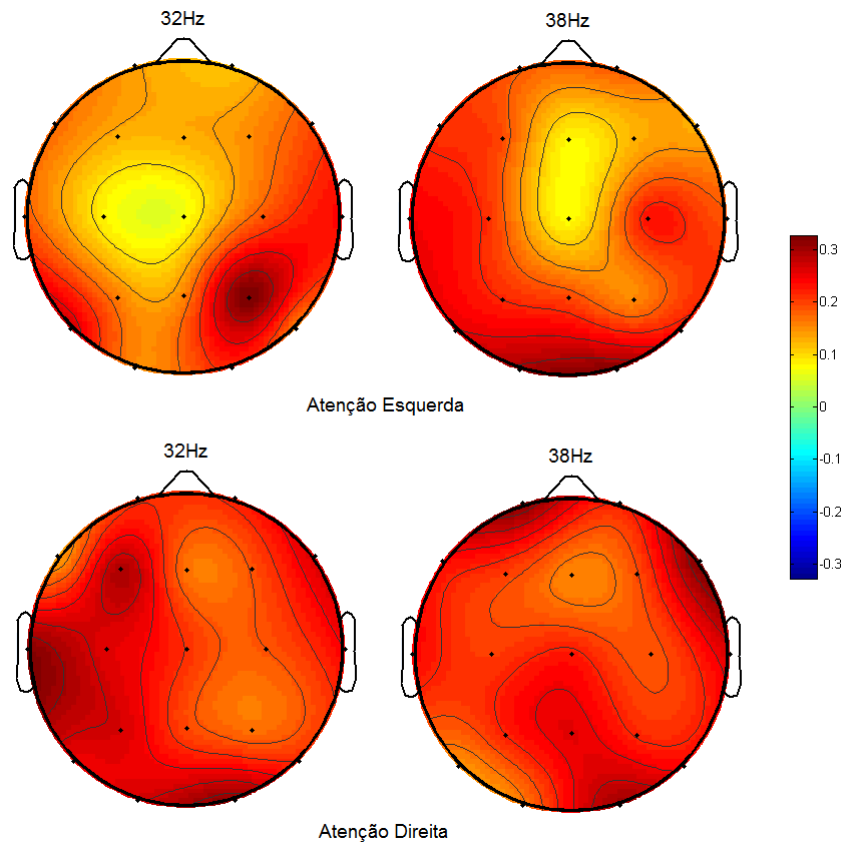


Figura 4.3: Média da coerência espacial durante atenção nos estímulos esquerdo (mapas superiores) e direito (mapas inferiores). Os mapas da esquerda e da direita são a coerência espacial para as moduladoras de 32 Hz e 38 Hz, respectivamente, usando as portadoras 0,5kHz/4,0kHz. A coerência foi calculada usando a Equação 3.8 e considerando a diferença entre atenção e sem atenção. Os mapas foram estimados usando a *toolbox* do EEGLAB considerando três janelas (5,1 s).

A Figura 4.3 mostra os resultados da coerência média onde elevados valores são observados, principalmente, nas regiões frontal, parietal e occipital. A busca exaustiva usando o classificador modular identificou essas regiões. Esses resultados e as elevadas TAs do classificador modular em todos os estímulos mostra que essa técnica, associada à coerência espacial, pode capturar a dinâmica relacionada à atenção auditiva, em uma abordagem inter-indivíduo. Assim, as diferenças entre os indivíduos apontadas em vários estudos (Choi et al., 2014; Lee et al., 2013a; Bidet-Caulet et al., 2007; Gander et al., 2007), tanto com relação a regiões como na direção do índice de atenção resultante, são minimizadas quando a coerência espacial é associada ao índice de atenção modular.

Vale ressaltar que os resultados apresentados neste capítulo foram publicados no artigo Souza et al. (2018).

Tabela 4.3: Trabalhos que apresentam ICC auditiva baseada em atenção com escolha binária. Na tabela são apresentados os estímulos utilizados, as técnicas de detecção e classificação e os melhores resultados obtidos em cada estudo.

Estudo	Estímulos	Detector/Classificador	TA(%)	ITR (bits/min)
Kallenberg (2006)	Tons AM	FFT/LDA	80,00	3,78
Halder et al. (2010)	Tons senoidais puros e ruído rosa	espaço-temporal/ SWLDA	78,50	2,46
Kim et al. (2011)	Tons AM	PSD/ Validação cruzada	84,33	2,08
Hill e Scholkopf (2012)	Pulsos e dente de serra	Diferença entre direita e esquerda potencial/Regressão logística	84,80	4,98
Felix et al. (2015)	Tons AM	Coerência Espacial/ Classificador Contralateral	82,00	1,89
Guo et al. (2015)	Tons puros e ruído branco	Modo Empírico Decomposição/SVM	87,41	6,48
Heo et al. (2017)	Tons AM com música e sons naturais	PSD/LDA	80,00	3,00
Kaongoen e Jo (2017)	Tons AM e <i>beeps</i>	CCA e Filtragem/ FLDA	85,33	9,11
Este Experimento	Tons AM	Coerência Espacial/ Classificador Modular	91,67	6,74

Identificação de melhores canais e aplicação em testes com intervalos distintos e repetições

“A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar, não seremos capazes de resolver os problemas causados pela forma como nos acostumamos a ver o mundo.”

Albert Einstein

5.1 Introdução

Como apresentado nos resultados anteriores (Capítulo 4), a atenção seletiva auditiva pode apresentar características distintas, de acordo com o estímulo utilizado e sua repercussão no córtex cerebral do indivíduo que recebeu o estímulo (Choi et al., 2014; Pugh et al., 1996; Melara et al., 2002). As regiões ativadas durante a atividade de atenção podem ser diferentes, dependendo do indivíduo (Woldorff et al., 1993; Alho, 1992; Moisala et al., 2015), sendo que a literatura apresenta várias abordagens de interface cérebro-computador individualizadas, tendo uma etapa inicial de calibração ou ajuste de parâmetros (Kim et al., 2011; Lopez-Gordo et al., 2012; Nakamura et al., 2013; Horton et al., 2014; Cai et al., 2015; Heo et al., 2017).

Nos capítulos anteriores foram feitas as apresentações dos classificadores contralateral (proposto em Felix et al. (2014) e Felix et al. (2015)) e modular (proposto neste trabalho e publicado em Souza et al. (2018)) avaliando respostas por meio de características da coerência espacial. Como visto nos resultados, o classificador contralateral apresenta taxas inferiores quando comparado ao classificador modular, sendo essa diferença significativa. Os resultados do Capítulo 4 também mostraram que não existem diferenças significativas entre os estímulos e nem entre as janelas.

Neste sentido, o presente capítulo apresenta uma abordagem generalizada considerando um grupo maior de voluntários para encontrar parâmetros que adequem à uma interface cérebro-computador com escolha binária. O objetivo principal é verificar regiões mais evidenciadas durante a atenção seletiva em um tom AM. A abordagem é feita por meio de identificação de parâmetros e validação, para um grupo de 116 pessoas, usando o classificador modular.

Além disso, os parâmetros ajustados nesta análise serão utilizados em outra massa de dados, verificando o desempenho da interface, e considerando repetições e tempos distintos entre elas. No Capítulo 4, cada voluntário fez o teste apenas uma vez. Na nova proposta, os voluntários fizeram o teste com 14 repetições, considerando tempos de descanso distintos.

Assim, os parâmetros analisados neste capítulo são conjuntos de eletrodos, número de repetições e intervalo de tempo entre as repetições. Com a análise apresentada deseja-se responder os seguintes questionamentos:

- Considerando tons AM, existe uma combinação de eletrodos que permita a identificação da atenção para aplicação em uma interface cérebro-computador generalizada?
- Qual o comportamento da TA se aumentarmos o número de canais?
- A partir de uma combinação identificada em uma abordagem generalizada, é possível estabelecer um número de repetições e um intervalo entre essas sem que haja diferença significativa no desempenho da interface?

5.2 Materiais e Métodos

5.2.1 Sinais EEG: protocolo de aquisição

Os experimentos deste capítulo foram realizados com 116 voluntários saudáveis com faixa etária de 18 a 39 anos (idade média de $25,26 \pm 5,51$). O registro dos sinais de EEG foi realizado de acordo com o descrito no Capítulo 4 (seção 4.2.1).

5.2.2 Estímulos

Os estímulos utilizados neste experimento também foram tons AM obtidos a partir das Equações 3.1, 3.2 e 3.3, descritas no Capítulo 3, com profundidade de 100% e intensidade sonora de 75 dB SPL. As moduladoras foram fixas em 32 Hz e 38 Hz e corrigidas para 31,13 Hz e 39,36 Hz, sendo utilizadas nas orelhas esquerda e direita, respectivamente.

Como o Capítulo 4 não apresentou diferenças entre as portadoras, este experimento utilizou 0,5 kHz a 2,0 kHz, frequências também utilizadas em outros experimentos.

Os transdutores e olivas utilizados foram os mesmos apresentados na descrição do Capítulo 3.

5.2.3 Protocolo de estimulação

O protocolo de estimulação é apresentado na Figura 5.1. Para a identificação dos melhores canais relacionados ao evento de atenção, foram utilizados 116 voluntários considerando apenas o primeiro teste (*Teste1*). O tempo T da figura representa o intervalo de tempo entre os testes, que varia entre 5 s, 10 s e 20 s. O experimento possui 14 repetições: *Teste1, Teste2, Teste3, ..., Teste14* em uma sequência aleatória entre atenção esquerda e direita. Duas sequências de testes (aleatórias) foram apresentadas, de forma que metade dos voluntários tivessem as repetições com as mesmas características. No total dos 14 testes, metade era atenção no estímulo da esquerda e a outra metade era atenção no estímulo da direita. A análise com repetições (*Teste2, Teste3, ..., Teste14*) foi realizada considerando 72 voluntários (24 para cada intervalo), retirados do grupo de 116. Dessa forma, cada repetição teria exatamente 12 voluntários que focaram atenção no som da direita e 12 com atenção no som da esquerda.

Antes do *Teste1* havia um período de calibração de 34 s ($M = 20$), como descrito nos protocolos anteriores. A instrução monaural também teve duração de 1,5 s, seguida de intervalo semelhante sem estímulo, e a estimulação binaural, onde o voluntário deveria focar atenção, tinha duração de 10,21 s ($M = 6$).

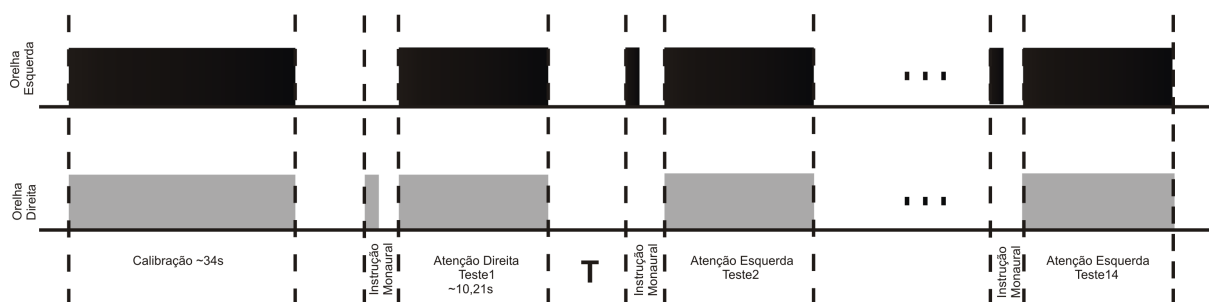


Figura 5.1: Protocolo de estimulação binaural com repetição: cinza é o estímulo da direita e preto é o estímulo da esquerda. As frequências de modulação foram de 32 Hz e 38 Hz, para esquerda e direita, respectivamente, e portadoras de 0,5 kHz e 2 kHz. A figura ilustra uma etapa de calibração (34 s), testes de atenção na orelha direita e esquerda, com instrução monaural de 1,5 s e estimulação binaural de 10,21 s. O tempo (T) variou entre 5 s, 10 s e 20 s.

5.2.4 Performance da ICC

As características utilizadas para a interface desenvolvida neste trabalho são baseadas no índice de atenção, calculados pela função de coerência nos eletrodos utilizados,

conforme descrito no Capítulo 3.

Para a obtenção da taxa de acerto foram realizadas buscas exaustivas por combinações de eletrodos (dois a 19) que forneceria maior acerto para o classificador modular.

Identificação de parâmetros e Validação dos dados

A partir do classificador modular, já definido nas seções anteriores (Capítulo 4), foi possível fazer uma busca por canais que proporcionassem maiores taxas de acerto na ICC auditiva baseada em atenção. Nessa etapa do experimento, foram utilizados 116 voluntários, onde 58 mantiveram atenção no som da esquerda e os demais no som da direita (classes balanceadas), usando apenas o *Teste1* de cada voluntário.

O classificador em questão não apresenta características semelhantes aos classificadores tradicionais como redes neurais, máquinas de vetor de suporte (SVM - *Support Vector Machine*) ou análise de discriminante linear (LDA - *Linear Discriminant Analysis*) onde é necessário um treinamento prévio para obter a taxa de acerto em um conjunto de validação. Com o objetivo de verificar o desempenho do classificador na identificação de eletrodos relacionadas à atenção seletiva auditiva e testar essas combinações em outro conjunto não analisado pelo classificador, optou-se por separar o banco de dados para extrair parâmetros e fazer uma validação desses conjuntos de canais. Como critério foram adotados 80% dos dados para extração das combinações e 20% para validação dessas combinações, respeitando sempre o critério de balanceamento de classes.

Para fazer as abordagens foram adotados dois métodos de validação cruzada: análise *k-fold* com $k = 5$ e validação cruzada simples com 100 repetições. A análise *k-fold* divide o conjunto de dados em k partições com tamanho aproximadamente igual (*folds*), considerando sempre um *fold* para validação e os demais para treinamento, até que todos os *folds* tenham sido utilizados na validação. O objetivo dessa abordagem foi estimar o desempenho do classificador, considerando que todos os dados sejam utilizados para treinar o mesmo (Kohavi, 1995; Blum et al., 1999). Para os dados deste trabalho, o conjunto foi dividido em 5 *folds* com 20% dos dados. Por outro lado, na validação cruzada, foram escolhidos 100 conjuntos aleatórios, com 20% dos voluntários para validação e os demais para a extração dos parâmetros (combinações).

O método *5-folds* foi utilizado considerando a maior taxa de acerto para cada número de canais, com conjuntos variando de dois a 19. Por outro lado, na validação cruzada simples foram adotados os conjuntos de canais com maiores taxas de acerto, sem verificar o desempenho de cada conjunto de eletrodos.

5.3 Resultados

5.3.1 Melhores Combinações e janelas

5-folds e variação do número de canais

A análise *5-folds* mostra o desempenho da ICC considerando a variação do número de eletrodos de dois a 19, gerando a curva de desempenho mostrada na Figura 5.2. A maior taxa de acerto foi de 70,76% obtida com cinco e seis canais.

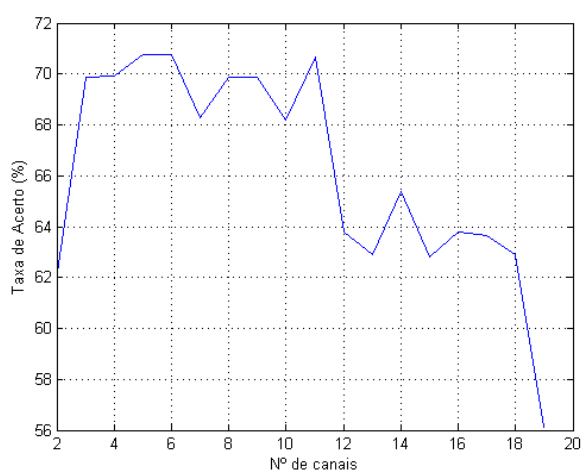


Figura 5.2: Taxa de acerto média obtida pelo classificador modular, considerando 5-folds e variação de eletrodos de dois a 19. Para a construção do gráfico foram usadas as combinações que forneciam maiores taxas de acerto, considerando também o número de janelas.

Validação cruzada e frequência de combinações

Na validação cruzada com 100 repetições, a média obtida no desempenho foi de 70,37%. As combinações que geraram essa média e possuem maior frequência estão na Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Combinações com maior incidência nas repetições de validação cruzada.

Combinação	Freq
Fp1 C3 O2	39
T5 Fp1 C3 P3 F8 T6 Fp2 C4	30
F7 Fp1 F8 Fp2 F4	13
F7 Fp1 P3 O1 F8 T6 Fp2 C4	6

5.3.2 Repetições e tempo entre testes

Repetições e combinações

Como apresentado nos resultados do Capítulo 4, não existem diferenças significativas entre as janelas utilizadas. Dessa forma, optou-se por utilizar nesta análise o menor número de janelas ($M = 3$), pois fornecem uma maior ITR. Essa abordagem é realizada considerando 72 voluntários do grupo analisado anteriormente. Os resultados são obtidos usando as 14 repetições (testes de 1 a 14), com intervalos de tempo entre elas de 5 s, 10 s e 20 s, sendo 24 voluntários para cada intervalo.

Considerando 5 s de intervalo entre os testes, a melhor combinação é formada pelos canais F7, Fp1, F8, Fp2 e F4. A maior taxa obtida foi na terceira repetição (Teste3), sendo 75% de TA e 2,217 bits/min de ITR (ver Figura 5.3), sendo a média entre os testes de $58,04\% \pm 11,73$.

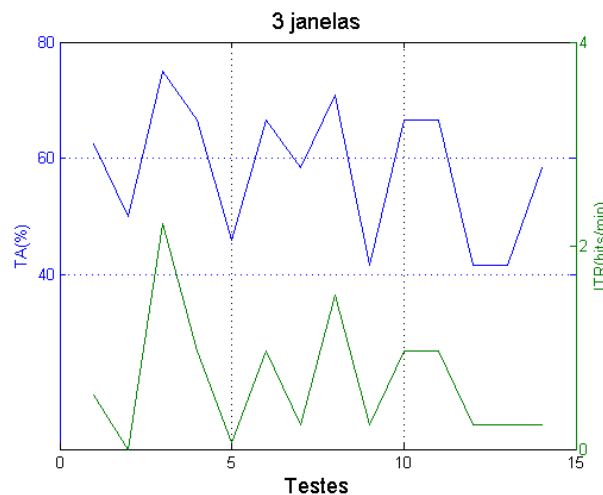


Figura 5.3: Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, F8, Fp2 e F4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando 14 repetições, com intervalo de 5 s entre elas.

Para o intervalo de 10 s a melhor combinação é composta pelos eletrodos F7, Fp1, P3, O1, F8, T6, Fp2 e C4, obtendo o mesmo desempenho do intervalo de 5 s. No entanto, essas TAs são obtidas para a sexta e oitava repetições, como pode ser visto na Figura 5.4. A média entre essas repetições é $53,87\% \pm 14,20$.

Considerando 20 s de intervalo as maiores taxas foram de 66,67% com ITR de 0,9599 bits/min na 10ª repetição (Figura 5.5) usando os canais F7, Fp1, F8, Fp2 e F4. A média dos testes é de $50\% \pm 11,79$.

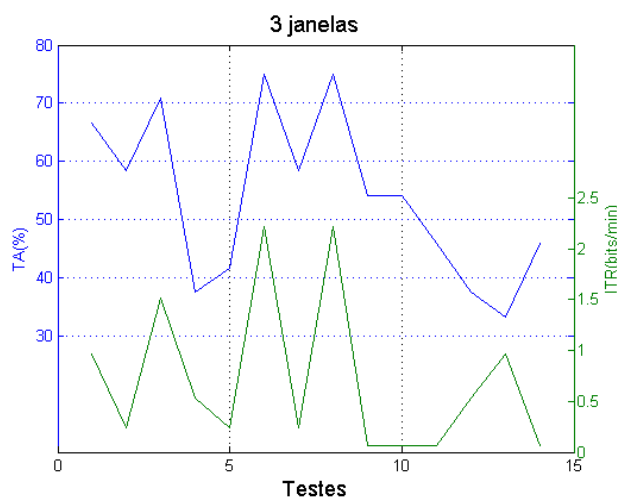


Figura 5.4: Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, P3, O1, F8, T6, Fp2 e C4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando intervalo de 10 s entre elas.

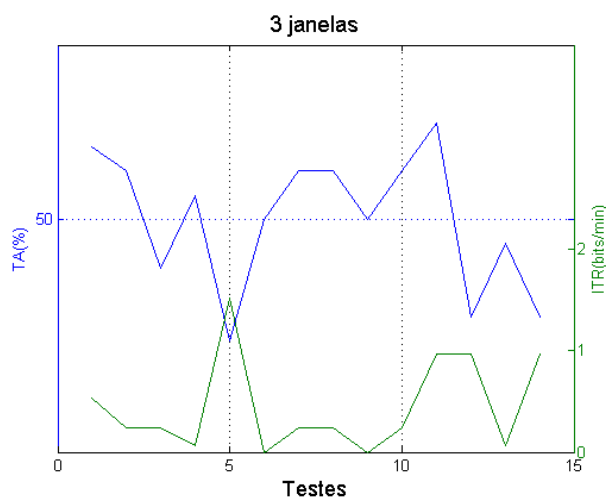


Figura 5.5: Taxas de acerto e ITR obtidas com a combinação F7, Fp1, F8, Fp2 e F4, considerando três janelas. As taxas são apresentadas para cada repetição, considerando o teste inicial *Teste 1* e 13 repetições, com intervalo de 20 s entre elas.

Diferenças entre tempos e repetições

Considerando as melhores combinações apresentadas para cada intervalo, fez-se uma análise estatística por meio do teste de *Wilcoxon*, que apresentou diferença significativa entre as taxas com 5 s e 20 s ($p = 0,01829$).

Fazendo a análise entre as repetições com o teste de *McNemar* tem-se os resultados da Tabela 5.2. Considerando o intervalo de 5 s, a combinação não mostra diferença entre as repetições. Por outro lado, nos intervalos de 10 s as diferenças são significativas

a partir da 12ª repetição ($p = 0,0455$), ao passo que, com o intervalo de 20 s, as diferenças aparecem na 5ª ($p = 0,04331$) e entre a 11ª e 12ª ($p = 0,02686$) repetições.

Tabela 5.2: Análise de diferenças estatísticas entre o *Teste1* e as repetições, considerando as melhores combinações para os intervalos de tempo de 5 s, 10 s e 20 s.

Combinação	Tempo (s)	Diferença estatística - McNemar
F7 Fp1 F8 Fp2 F4	5	Não possui diferenças
F7 Fp1 P3 O1 F8 T6 Fp2 C4	10	Teste1-Teste12
F7 Fp1 F8 Fp2 F4	20	Teste1-Teste5;Teste11-Teste12

5.4 Discussão

Este experimento teve como objetivo a identificação de parâmetros de uma interface cérebro-computador generalizada, independente de visão, utilizando estimulação AM com portadoras de 0,5 kHz e 2,0 kHz e moduladoras de 32 Hz e 38 Hz para as orelhas esquerda e direita, respectivamente.

Com o objetivo de identificar as melhores combinações de eletrodos, o conjunto de 116 voluntários foi dividido considerando em cada grupo, metade dos voluntários com atenção no som da direita e a outra metade, no som da esquerda. Os parâmetros obtidos em um conjunto formado por 80% dos voluntários foram validados usando uma abordagem *5-folds* e validação cruzada simples. A TA média foi de 70,37% (100 iterações) e as melhores combinações foram: Fp1, C3, O2; T5, Fp1, C3, P3, F8, T6, Fp2, C4; F7, Fp1, F8, Fp2, F4; e F7, Fp1, P3, O1, F8, T6, Fp2, C4.

Com a análise da Figura 5.2, nota-se que a taxa de acerto cai, à medida que aumenta-se o número de eletrodos, considerando picos máximos em cinco e seis canais. Isso mostra que o aumento do número de canais pode extrair informações diversas que podem estar pouco relacionadas com atenção, reduzindo a taxa de acerto (Alho, 1992; Knight et al., 1981; Pugh et al., 1996).

Utilizando os parâmetros ajustados na abordagem inter-indivíduo, propõe-se a aplicação em outro banco de dados, analisando repetição de testes e intervalos entre esses testes. A Figura 5.3 mostra a melhor resposta, de 75% de TA com ITR de 2,217 *bits/min* na terceira repetição (Teste3), considerando intervalos de 5 s entre as repetições. A taxa de 75% também é obtida considerando 10 s de intervalo, no entanto, é exigida uma combinação que tenha mais eletrodos (F7, Fp1, P3, O1, F8, T6, Fp2 e C4). Por outro lado, utilizando intervalo de 20 s a maior taxa obtida, independente da combinação, foi de 66,67% ($ITR = 0,9599 \text{ bits/min}$), com média entre os testes aproximando-se de 50%. Esses resultados sugerem que ICCs com intervalos longos entre as repetições podem gerar cansaço e dificultar a tarefa de manter a atenção no teste. Mesmo que o tempo não exija atenção do voluntário ao estímulo, como existe repetição, o fato de esperar

pelo próximo teste pode gerar desconforto e prejudicar o desempenho da tarefa, tal como discutido por Boksem et al. (2005); Myrden e Chau (2015).

O teste estatístico mostra que existe diferença significativa entre os tempos de 5 s e 20 s ($p = 0,01829$), confirmando que a redução nas taxas de acerto com intervalos maiores é significativa. Por outro lado, os tempos de 5 s e 10 s não apresentaram diferença significativa e possuem as mesmas taxas máximas. Os resultados sugerem a utilização desses tempos em uma abordagem inter-indivíduo considerando de três a oito repetições para 5 s e 10 s, respectivamente. Para um maior número de repetições as taxas oscilam em torno de 60% (Figura 5.3) ou apresentam uma redução significativa (Figura 5.4).

De acordo com as análises realizadas neste experimento, as combinações compostas principalmente por eletrodos das regiões frontal e pré-frontal mostraram-se eficientes para o conjunto de validação e também para a análise de repetição com intervalos de 5 s e 10 s, com taxa superiores a 70%, sendo que o intervalo menor obteve taxa máxima com um menor número de eletrodos (ver Tabela 5.2). Assim, para o conjunto de voluntários analisados e estimulação AM com portadoras de 0,5 kHz e 2,0 kHz, essas combinações apresentam eletrodos relacionados com a parte cognitiva. Em estudos verificando o efeito da atenção seletiva auditiva, Seydell-Greenwald et al. (2014) mostram que as regiões frontoparietais apontam alterações durante o processo e permanecem sem ativação significativa se não houver estimulação. A importância da região frontal no processo da atenção também é discutida nos trabalhos de Knight et al. (1981), comparando o desempenho de indivíduos normais e lesionados durante tarefa de atenção auditiva. Os autores mostram que lesões unilaterais no córtex frontal alteram o potencial evocado relacionado à audição e afirmam que, mesmo que o córtex não esteja relacionado com a geração do potencial, pode influenciar de forma significativa o PEA durante a atenção. O córtex pré-frontal também possui relevância no processamento cognitivo (Knight et al., 1981; Degerman et al., 2006; Salmi et al., 2007; Bidet-Caulet et al., 2015). De fato, durante experimento avaliando a atenção em Imagem por Ressonância Magnética Funcional (*fMRI - functional Magnetic Resonance Imaging*), Degerman et al. (2006) mostram que existe alteração na região pré-frontal principalmente relacionada à localização da fonte sonora. Bidet-Caulet et al. (2015) mostraram resultados com indivíduos lesionados no córtex pré-frontal e verificaram diferenças nos tempos de resposta dos voluntários quando eram estimulados no lado contrário à lesão. Assim, a obtenção desses canais como melhores representantes da tarefa de atenção para o grupo de voluntários parece uma alternativa interessante.

Discussão final e conclusão

“O futuro pertence àqueles que acreditam na beleza de seus sonhos.”

Eleanor Roosevelt

O presente trabalho permitiu a avaliação de uma Interface Cérebro-Computador (ICC) independente de visão em uma abordagem inter-indivíduo, usando coerência espacial e atenção seletiva auditiva, com estimulação por tons AM variando de 0,5 kHz a 4,0 kHz. Esta metodologia não tem sido muito abordada na literatura, mas merece destaque uma vez que reduz o tempo em que os voluntários devem repetir os testes para melhorar o desempenho por meio de treinamento. Nesse sentido, o presente trabalho avaliou se existem diferenças no desempenho dos voluntários considerando repetições semanais, diferentes combinações de portadoras, classificadores espectrais e número de janelas, além de verificar combinações que melhor representam o efeito da atenção no comportamento inter-indivíduo e a utilização dessas combinações em outros grupos avaliando repetições e intervalos entre os testes. A utilização dessa abordagem associada à coerência espacial apresentou-se eficiente, uma vez que permitiu a classificação dos sinais de atenção com diferentes classificadores espectrais e para portadoras distintas.

A avaliação do desempenho da interface durante repetições semanais mostrou que não existe diferença significativa nas taxas de acerto considerando quatro semanas. Da mesma forma, não existem diferenças entre as combinações de estímulos e nem entre o número de janelas utilizados, sendo interessante uma abordagem com menor tempo (três janelas - 5,1 s de duração). Por outro lado, considerando a proposta de um novo classificador espectral (*modular*), que não faz uma abordagem apenas contralateral, tem-se resultados superiores apresentando diferença significativa quando comparado com o classificador contralateral.

A busca pela melhor combinação de eletrodos para um grupo maior de voluntários mostrou maiores taxas principalmente para os canais situados nas regiões frontal e pré-frontal (F7, Fp1, F8, Fp2, F4), considerando 116 voluntários. Essas regiões apresentam

relação com a atenção seletiva auditiva (Knight et al., 1981; Hausfeld et al., 2018; Melara et al., 2002) e abrangem alguns dos eletrodos utilizados nos trabalhos de Guo et al. (2012), Matsumoto et al. (2012), Halder et al. (2013), Choi et al. (2014), Felix et al. (2015) e Gao et al. (2017). No entanto, os trabalhos citados abordaram grupos menores de voluntários (variando de 5 (Guo et al., 2012; Matsumoto et al., 2012) a 18 (Choi et al., 2014)) e, em outros casos, são feitas buscas individualizadas para identificar eletrodos que melhor se adaptam para cada voluntário (Cai et al., 2011; Horton et al., 2014; Cai et al., 2015). A obtenção de eletrodos que representam um grande grupo de voluntários e a utilização dos mesmos em subgrupos que não participaram dessa seleção mostram a eficiência da técnica aqui proposta na identificação de parâmetros, considerando três janelas (5,1 s de duração de sinal).

Nesta abordagem, o desempenho dos voluntários, sem treinamento prévio, atinge taxas de 75% de TA e 2,217 *bits/min* de ITR, considerando 5 s e 10 s de intervalo entre as repetições. Acredita-se que, embora exista grande variabilidade entre os indivíduos, é possível definir parâmetros que permitam o desempenho satisfatório de uma interface cérebro-computador independente de visão. Esses parâmetros garantem que um voluntário possa utilizar uma interface, com um número mínimo de repetições e um tempo entre essas repetições, sem a necessidade de treinamento intenso que, conseqüentemente, reduz a fadiga e a chance de que o voluntário se distraia durante o teste, tal como discutido nos trabalhos de Boksem et al. (2005); Cho et al. (2015); Myrden e Chau (2015); Halder et al. (2016b); Baykara et al. (2016).

Os resultados mostraram que existe diferença significativa entre 5 s e 20 s ($p = 0,01829$), o que sugere que, quanto maior o tempo entre as repetições, pior será o desempenho do voluntário, pois o mesmo pode perder o foco de atenção e o interesse no teste por cansaço (Boksem et al., 2005; Myrden e Chau, 2015). Além disso, embora os intervalos de 5 s e 10 s tenham apresentado taxas semelhantes e não apresentem diferenças significativas, os mesmos apresentam diferenças no número de eletrodos e repetições, sendo possível a realização de testes com 5 s de intervalo usando cinco canais e até três repetições, ou 10 s, considerando oito canais e até oito repetições.

Considerando-se que, para se utilizar uma ICC, uma taxa mínima de acerto de 70% é exigida (Perelmouter e Birbaumer, 2000; Kubler et al., 2001), seria interessante a utilização de apenas algumas repetições. No entanto, vale ressaltar que a ICC aqui proposta é generalizada, diferente das abordagens realizadas na maioria dos estudos da literatura onde são feitas análises individualizadas (Kim et al., 2011; Lopez-Gordo et al., 2012; Nakamura et al., 2013; Horton et al., 2014; Cai et al., 2015; Heo et al., 2017).

O presente estudo apresentou, portanto, uma alternativa, considerando uma abordagem inter-indivíduo para uma ICC baseada em atenção seletiva auditiva com estimulação AM, ou seja, com estímulos com duração de 5,1 s de sinal, e de três a oito repetições com intervalos de 5 s e 10 s, respectivamente.

6.1 Publicações

Publicações geradas a partir dos resultados obtidos no doutorado:

- Souza, A. P.; Felix, L. B.; Miranda de Sá, A. M. F. L.; Mendes, E. M. A. M., *Vision-Free Brain-Computer Interface using auditory selective attention: evaluation of training effect*. XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2016, série *IFMBE Proceedings*, vol. 57, pp.196-199, doi10.1007/978-3-319-32703-7_40, 2016.
- Souza, A. P.; Felix, L. B.; Mendes, E. M. A. M., Interface Cérebro-Computador independente de visão usando atenção seletiva e análise de componentes principais. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA, Vitória - ES, 2016.
- Souza, A. P.; Felix, L. B.; Mendes, E. M. A. M., Interface Cérebro-Computador independente de visão usando coerência espacial e estimulação monoaural. Anais do XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - CBEB, Foz do Iguaçu - PR, 2016.
- Souza, A. P.; Bezerra, Q. S.; Felix, L. B.; Mendes, E. M. A. M. *Classification of auditory selective attention using spatial coherence and modular attention index*. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, doi:10.1016/j.cmpb.2018.10.002, 2018.

6.2 Trabalhos Futuros

Os resultados do trabalho apresentam alguns pontos que permitirão o desenvolvimento de outras análises. Dentre os tópicos mais importantes, podem-se citar:

- Implementação de um sistema *online* com a utilização dos parâmetros identificados no trabalho.
- Verificar as combinações encontradas em outros estímulos, como modulação FM; modulação AM/FM; sons musicais modulados; voz modulada ou outros sons que sejam mais agradáveis para os voluntários.
- Identificação de novas combinações em regiões não convencionais, como derivações das regiões encontradas com o objetivo de encontrar outros eletrodos que forneçam performance eficiente da ICC.
- Análise de uma ICC híbrida, combinando P300 e ASSR.
- Avaliação de uma ICC com grupos específicos como músicos, pessoas com zumbido no ouvido, mulheres e homens separadamente.

- Comparação entre sinistros e destros, utilizando um conjunto de eletrodos padronizado.

Referências Bibliográficas

- Ahn, M., Lee, M., Choi, J., e Jun, S. C. (2014). A Review of Brain-Computer Interface Games and an Opinion Survey from Researchers, Developers and Users. *Sensors*, 14(8):14601–14633.
- Alho, K. (1992). Selective Attention in Auditory Processing as Reflected by Event-Related Brain Potentials. *Psychophysiology*, 29(3):247–263.
- Alho, K., Teder, W., Lavikainen, J., e Näätänen, R. (1994). Strongly focused attention and auditory event-related potentials. *Biological Psychology*, 38(1):73 – 90.
- Alonso-Valerdi, L. M., Salido-Ruiz, R. A., e Ramirez-Mendoza, R. A. (2015). Motor imagery based brain-computer interfaces: An emerging technology to rehabilitate motor deficits. *Neuropsychologia*, 79:354 – 363. Special Issue: Sensory Motor Integration.
- Arce, F., Zamora, E., Hernández, G., Antelis, J., e Sossa, H. (2018). Recognizing Motor Imagery Tasks Using Deep Multi-Layer Perceptrons. volume 10935, Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition - MLDM 2018.
- Barbosa, S., Piresa, G., e Nunesa, U. (2016). Toward a reliable gaze-independent hybrid BCI combining visual and natural auditory stimuli. 261:47– 61.
- Bastos-Filho, T., Floriano, A., Couto, E., e Godinez-Tello, R. J. (2018). Chapter 15 - Towards a system to command a robotic wheelchair based on independent SSVEP BCI. In Diez, P., editor, *Smart Wheelchairs and Brain-Computer Interfaces*, páginas 369 – 379. Academic Press.
- Baykara, E., Ruf, C. A., Fioravanti, C., Käthner, I., Simon, N., Kleih, S. C., Kübler, A., e Halder, S. (2016). Effects of training and motivation on auditory P300 brain - computer interface performance. *Clinical Neurophysiology*, 127:379–387.
- Bharadwaj, H. M., Adrian K. C. Lee, A. K. C., e Shinn-Cunningham, B. G. (2014). Measuring Auditory Selective Attention using Frequency Tagging. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 8.

- Bidet-Caulet, A., Buchanan, K. G., Viswanath, H., Black, J., Scabini, D., Bonnet-Brilhault, F., e Knight, R. T. (2015). Impaired Facilitatory Mechanisms of Auditory Attention After Damage of the Lateral Prefrontal Cortex. *Cerebral Cortex*, 25(11):4126–4134.
- Bidet-Caulet, A., Fischer, C., Besle, J., Aguera, P. E., Giard, M. H., e Bertrand, O. (2007). Effects of Selective Attention on the Electrophysiological Representation of Concurrent Sounds in the Human Auditory Cortex. *The Journal of Neuroscience*, 27(35):9252–9261.
- Blankertz, B., Tangermann, M., Vidaurre, C., Fazli, S., Sannelli, C., Haufe, S., Maeder, C., Ramsey, L., Sturm, I., Curio, G., e Mueller, K. (2010). The Berlin Brain-Computer Interface: Non-Medical Uses of BCI Technology. *Frontiers in Neuroscience*, 4:198.
- Blum, A., Kalaiy, A., e Langford, J. (1999). Beating the Hold-Out: Bounds for k-fold and Progressive Cross-Validation. In *International Conference on Computational Learning Theory*, páginas 203–208.
- Boksem, M. A., Meijman, T. F., e Lorist, M. M. (2005). Effects of mental fatigue on attention: An erp study. *Cognitive Brain Research*, 25(1):107 – 116.
- Brumberg, J. S., Guenther, F. H., e Kennedy, P. R. (2013). An Auditory Output Brain-Computer Interface for Speech Communication. *Brain-Computer Interface Research Springer Briefs in Electrical and Computer Engineering*, páginas 7–14.
- Cai, Z., Makino, S., e Rutkowski, T. M. (2015). Brain Evoked Potential Latencies Optimization for Spatial Auditory Brain-Computer Interface. *Cognitive Computation*, páginas 34–43.
- Cai, Z., Terasawa, H., Makino, S., Yamada, T., e Rutkowski, T. M. (2011). Spatial Location and Sound Timbre as Informative Cues in Auditory BCI / BMI - Electrodes Position Optimization for Brain Evoked Potential Enhancement. *APSIPA Annual Summit and Conference*, páginas 1–6.
- Chen, S.-C., Hsu, C.-H., Kuo, H.-C., e Zaeni, I. A. E. (2014). The BCI Control Applied to the Interactive Autonomous Robot with the Function of Meal Assistance. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Technologies and Engineering Systems (ICITES2014)*, volume 345, páginas 475–483. Springer International Publishing.
- Chiappa, K. H. (1997). *Evoked Potentials in Clinical Medicine*. Raven Press, New York, 2 edição.
- Cho, H., Ahn, M., Kim, K., e Jun, S. C. (2015). Increasing session-to-session transfer in a brain-computer interface with on-site background noise acquisition. *Journal of Neural Engineering*, 12(6).

- Choi, I., Rhiu, I., Lee, Y., Yun, M. H., e Nam, C. S. (2017). A systematic review of hybrid brain-computer interfaces: Taxonomy and usability perspectives. *PLoS ONE*, 12(4):1–35.
- Choi, I., Wang, L., Bharadwaj, H., e Shinn-Cunningham, B. (2014). Individual differences in attentional modulation of cortical responses correlate with selective attention performance. *Hearing Research*, 314:10 – 19.
- Daly, J. J. e Huggins, J. E. (2015). Brain-computer interface: Current and emerging rehabilitation applications. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 96(3):S1–S7.
- Dangelo, J. G. e Fattini, C. A. (2002). *Anatomia Humana Básica*. Atheneu, 2 edição.
- Degerman, A., Rinne, T., Salmi, J., Salonen, O., e Alho, K. (2006). Selective attention to sound location or pitch studied with fMRI. *Brain Research*, 1077(1):123 – 134.
- Delorme, A. e Makeig, S. A. (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics. *Journal of Neuroscience Methods*, 134:9–21.
- Devlaminck, D., Wyns, B., Grosse-Wentrup, M., Otte, G., e Santens, P. (2011). Multi-subject Learning for Common Spatial Patterns in Motor-Imagery BCI. *Computational Intelligence and Neuroscience*.
- Dimitrijevic, A., John, M., Van Roon, P., Purcell, D., Adamonis, J., Ostroff, J., Nedzelski, J., e Picton, T. (2002). Estimating the audiogram using multiple auditory steady-state responses. *Journal of the American Academy of Audiology*, 13(4):205–224.
- Dobie, R. A. e Wilson, M. J. (1989). Analysis of auditory evoked potentials by magnitude-squared coherence. *Ear and Hearing*, 10.
- Duszyk, A., Bierzyska, M., Radzikowska, Z., Milanowski, P., Kus, R., Suffczynski, P., Michalska, M., Labcki, M., Zwoliski, P., e Durka, P. (2014). Towards an optimization of stimulus parameters for brain-computer interfaces based on steady state visual evoked potentials. *PLoS ONE*, 9(11):1–11.
- E-A-RTone5A (2000). *Instructions for the use of eartone 5A: Insert Earphones*. AEARO COMPANY AUDITORY SYSTEMS, 8001 Woodland Drive, Indianapolis - IN 46278.
- Felix, L. B., Moraes, J. E., e Sá, A. M. F. L. M. D. (2005). Avoiding spectral leakage in objective detection of auditory steady-state evoked responses in the inferior colliculus of rat using coherence. *Journal of Neuroscience Methods*, 144(2):249–255.
- Felix, L. B., Ranaudo, F. S., Neto, A. D., e de Sá, A. M. F. L. M. (2015). A spatial coherence-based vision-free brain-computer interface using auditory selective attention. *Medical Express (São Paulo, online)*, 2(6).

- Felix, L. B., Ranaudo, F. S., Neto, A. D., e Sá, A. M. F. L. M. (2014). A spatial approach of magnitude-squared coherence applied to selective attention detection. *Journal of Neuroscience Methods*, 229:28–32.
- Finke, A., Lenhardt, A., e Ritter, H. (2009). The MindGame: A P300-based brain-computer interface game. *Neural Networks*, 22(9):1329 – 1333. Brain-Machine Interface.
- Fitzgerald, M. B. e Wright, B. A. (2011). Perceptual learning and generalization resulting from training on an auditory amplitude-modulation detection task. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 129(2):898–906.
- Friman, O., Volosyak, I., e Gräser, A. (2007). Multiple Channel Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials for Brain-Computer Interfaces. 54(4):742–750.
- Galambos, R., Makeig, S., e Talmachoff, P. J. (1981). A 40-Hz auditory potential recorded from the human scalp. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 78(4):2643–2647.
- Gander, P. E., Bosnyak, D. J., Wolek, R., e Roberts, L. E. (2007). Modulation of the 40Hz auditory steady-state response by attention during acoustic training. *International Congress Series*, 1300:37–40.
- Gao, S., Wang, Y., Gao, X., e Hong, B. (2014). Visual and auditory brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(5):1436–1447.
- Gao, X., Xu, D., Cheng, M., e Gao, S. (2003). A BCI-based environmental controller for the motion-disabled. *IEEE Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11:137–140.
- Gao, Y., Wang, Q., Ding, Y., Wang, C., Li, H., e Wu, X. (2017). Selective Attention Enhances Beta-Band Cortical Oscillation to Speech under Cocktail-Party Listening Conditions. 11(February):1–10.
- Giard, M.-H., Fort, A., Mouchetant-Rostaing, Y., e Pernier, J. (2000). Neurophysiological mechanisms of auditory selective attention in humans. *Frontiers in Bioscience*, 5:84–94.
- Guo, M., Xu, G., Wang, L., Masters, M., Milsap, G., Thakor, N., e Soares, A. B. (2015). The anterior contralateral response improves performance in a single trial auditory oddball BMI. *Biomedical Signal Processing and Control*, 22.
- Guo, M., Xu, G., Wang, L., e Wang, J. (2012). Research on Auditory BCI Based on Wavelet Transform. In *Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS)*, IEEE International Conference.
- Guyton, A. C. e Hall, J. E. (2006). *Textbook of Medical Physiology*. Elsevier Saunders, 11 edição.

- Halder, S., Hammer, E. M., Kleih, S. C., Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., e Kübler, A. (2013). Prediction of Auditory and Visual P300 Brain-Computer Interface Aptitude. *PLoS ONE*, 8(2):53513.
- Halder, S., Käthner, I., e Kübler, A. (2016a). Training leads to increased auditory brain - computer interface performance of end-users with motor impairments. 127:1288 – 1296.
- Halder, S., Rea, M., Andreoni, R., Nijboer, F., Hammer, E. M., Birbaumer, N., e Kübler, A. (2010). An auditory oddball brain-computer interface for binary choices. 121:516 – 23.
- Halder, S., Takano, K., Ora, H., Onishi, A., e Utsumi, K. (2016b). An Evaluation of Training with an Auditory P300 Brain-Computer Interface for the Japanese Hiragana Syllabary. 10:1–10.
- Hall III, J. W. (2015). *eHandbook of Auditory Evoked Responses*.
- Hassan, M. a., Ali, a. F., e Eladawy, M. I. (2008). Classification of the Imagination of the Left and Right Hand Movements using EEG. *2008 Cairo International Biomedical Engineering Conference*, páginas 1–5.
- Hausfeld, L., Riecke, L., e Formisano, E. (2018). Acoustic and higher-level representations of naturalistic auditory scenes in human auditory and frontal cortex. *NeuroImage*, 173:472 – 483.
- Henry, M. J. e Obleser, J. (2012). Frequency modulation entrains slow neural oscillations and optimizes human listening behavior. In *Proc Natl Acad Sci USA*, volume 109, páginas 20095–20100, USA.
- Henry, M. J. e Obleser, J. (2013). Dissociable Neural Response Signatures for Slow Amplitude and Frequency Modulation in Human Auditory Cortex. *PLoS ONE*, 8(10):e78758.
- Heo, J., Baek, H. J., Hong, S., Chang, M. H., Lee, J. S., e Park, K. S. (2017). Music and natural sounds in an auditory steady-state response based brain-computer interface to increase user acceptance. *Computers in Biology and Medicine*, páginas 45–52.
- Hill, N. J. e Scholkopf, B. (2012). An online Brain-Computer Interface based on shifting Attention to concurrent streams of Auditory Stimuli. *Journal of Neural Engineering*, 9:026011.
- Hoffmann, U., Vesin, J. M., e Ebrahimi, T. (2007). Recent Advances in Brain-Computer Interfaces.

- Horton, C., Srinivasan, R., e D'Zmura, M. (2014). Envelope responses in single-trial EEG indicate attended speaker in a 'cocktail party'. *Journal of Neural Engineering*, 11(4):1–12.
- Huang, D., Qian, K., Fei, D., Jia, W., Chen, X., e Bai, O. (2012). Electroencephalography (EEG)-Based Brain-Computer Interface (BCI): A 2-D Virtual Wheelchair Control Based on Event-Related Desynchronization/Synchronization and State Control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20(3):379–388.
- Huang, M., Daly, I., Jin, J., e Zhang, Y. (2016). An exploration of spatial auditory BCI paradigms with different sounds: music notes versus beeps. *Cogn Neurodyn - Springer*, 10:201–209.
- John, M., Dimitrijevic, A., e Picton, T. (2002). Auditory Steady-State responses to exponential modulation envelopes. *Ear Hear*, 23:106–117.
- John, M. S., Lins, O. G., e Boucher, B. L. (1998). Multiple Auditory Steady-State Responses (MASTER): Stimulus and Recording Parameters. *Audiology*, 37:59–82.
- Kallenberg, M. (2006). Auditory Selective Attention as a method for a Brain-Computer Interface. In *Dissertação de Mestrado. University Nijmegen*.
- Kandel, E. R., Schuwarts, J. H., e Jessel, T. M. (2000). *Princípios da Neurociência*. McGraw-Hill, 4 edição.
- Kanoh, S., Miyamoto, K. I., e Yoshinobu, T. (2010). A brain-computer interface (BCI) system based on auditory stream segregation. *Journal of Biomechanical Science and Engineering*, 5(1):32–40.
- Kaongoen, N. e Jo, S. (2017). A novel hybrid auditory bci paradigm combining ASSR and P300. *Journal of Neuroscience Methods*, 279:44 – 51.
- Kaya, E. M. e Elhilali, M. (2017). Modelling auditory attention. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci.*, 372.
- Kim, D. W., Hwang, H. J., Lim, J. H., Lee, Y. H., Jung, K. Y., e Im, C. H. (2011). Classification of selective attention to auditory stimuli: Toward vision-free brain computer interfacing. *Journal of Neuroscience Methods*, 197(1):180–185.
- Kindermans, P.-J., Schreuder, M., Schrauwen, B., e Michael Tangermann, K.-R. M. (2014). True zero-training brain-computer interfacing—an online study. *PLoS ONE*, 9(7).
- Knight, R. T., Hillyard, S. A., Woods, D. L., e Neville, H. J. (1981). The effects of frontal cortex lesions on Event-related Potential during auditory selective attention. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 52:571–582.

- Kohavi, R. (1995). A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Quebec Canada.
- Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Braun, C., Birbaumer, N., e Halder, S. (2013). Clinical Neurophysiology A portable auditory P300 brain-computer interface with directional cues. *124:327–338*.
- Kubler, A., Neumann, N., Kaiser, J., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., e Birbaumer, N. (2001). Brain-Computer communication: self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, *82:1533–1539*.
- Kuwada, S., Andersont, J. S., Batrat, R., Fitzpatrick, D. C., Teissier, N., e D'Angelo, W. R. (2002). Sources of the Scalp-Recorded Amplitude Modulation Following Response. *J Am Acad Audiol*, *13:188–204*.
- LaFleur, K., Cassady, K., Doud, A., Shades, K., Rogin, E., e He, B. (2013). Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface. *Journal of Neural Engineering*, *10(4):046003*.
- Lakatos, P., Musacchia, G., O'Connel, M. N., Falchier, A. Y., Javitt, D. C., e Schroeder, C. E. (2013). The Spectrotemporal Filter Mechanism of Auditory Selective Attention. *Neuron*, *77(4):750 – 761*.
- Lazzouni, L., Ross, B., Voss, P., e Lepore, F. (2010). Neuromagnetic auditory steady-state responses to amplitude modulated sounds following dichotic or monaural presentation. *Clinical Neurophysiology*, *121(2):200 – 207*.
- Lee, A., Rajaram, S., Xia, J., Bharadwaj, H., Larson, E., Hämäläinen, M., e Shinn-Cunningham, B. (2013a). Auditory selective attention reveals preparatory activity in different cortical regions for selection based on source location and source pitch. *Frontiers in Neuroscience*, *6*.
- Lee, T. S., Goh, S. J. A., Quek, S. Y., Phillips, R., Guan, C., Cheung, Y. B., Feng, L., Teng, S. S. W., Wang, C. C., Chin, Z. Y., Zhang, H., Ng, T. P., Lee, J., Keefe, R., e Krishnan, K. R. R. (2013b). A brain-computer interface based cognitive training system for healthy elderly: A randomized control pilot study for usability and preliminary efficacy. *PLoS ONE*, *8(11)*.
- Lins, O. G., Picton, P. E., Picton, T. W., Champagne, S. C., e Durieux-Smith, A. (1995). Steady-state responses to tones amplitude-modulated Hz. *J. Acoust. Soc. Am.*, *97(5):3051–3063*.

- Lopez, M. A., Pomares, H., Pelayo, F., Urquiza, J., e Perez, J. (2009). Evidences of cognitive effects over auditory steady-state responses by means of artificial neural networks and its use in brain-computer interfaces. *Neurocomputing*, 72(16-18):3617–3623.
- Lopez-Gordo, M. A., Fernandes, E., Romero, S., Pelayo, F., e Prieto, A. (2012). An Auditory Brain-Computer Interface Evoked by Natural Speech. *Journal of Neural Engineering*, 9(3):026011.
- Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., e Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update. *Journal of Neural Engineering*, 15(3).
- Lu, J., Speier, W., Hu, X., e Pouratian, N. (2014). The Effects of Stimulus Timing Features on P300 Speller Performance. *Clinical Neurophysiology*, 124(2):306–314.
- Mahajan, Y., Davis, C., e Kim, J. (2014). Attentional modulation of auditory steady-state responses. *PLoS One*, 9(10).
- Marieb, E. N. e Hoehn, K. (2007). *Human Anatomy and Physiology*. Benjamim Cummings, 7 edição.
- Matsumoto, Y., Nishikawa, N., Yamada, T., Makino, S., e Rutkowski, T. M. (2012). Auditory steady-state response stimuli based BCI application-the optimization of the stimuli types and lengths. *Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, páginas 1–23.
- Melara, R. D., Rao, A., e Tong, Y. (2002). The Duality of Selection: Excitatory and Inhibitory Processes in Auditory Selective Attention. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 28:279–306.
- Miranda de Sá, A. M. F. L., Infantosi, A. F. C., e Simpson, D. M. (2002). Coherence between one random and one periodic signal for measuring the strength of responses in the electroencephalogram during sensory stimulation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 40(1):99–104.
- Misulis, K. E. (1994). *Spehlmanns Evoked Potential Primer : Visual Auditory and Somatosensory evoked potentials in clinical diagnosis*. 2 edição.
- Mittag, M., Inauri, K., Huovilainen, T., Leminen, M., Salo, E., e Rinne, T. (2013). Attention effects on the processing of task-relevant and task-irrelevant speech sounds and letters. *Frontiers in Neuroscience*, 7(December):1–15.
- Moisala, M., Salmela, V., Salo, E., Carlson, S., Vuontela, V., Salonen, O., e Alho, K. (2015). Brain activity during divided and selective attention to auditory and visual sentence comprehension tasks. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9.

- Moreira, R. S., Cagy, M., e Infantosi, A. F. C. (2014). Aplicação da Análise de Componentes Principais a potenciais antecipatórios à imagética motora em EEG. In *XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica CBEB 2014*.
- Müller, N., Schlee, W., Hartmann, T., Lorenz, I., e Weisz, N. (2009). Top-down modulation of the auditory steady-state response in a task-switch paradigm. *Frontiers in human neuroscience*, 3(February):1.
- Myrden, A. e Chau, T. (2015). Effects of user mental state on EEG-BCI performance. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9:1–11.
- Nakamura, T., Namba, H., e Matsumoto, T. (2013). Classification of auditory steady-state responses to speech data. *International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER*, páginas 1025–1028.
- Netto, A. D., Infantosi, A. F. C., e de Sá, A. M. L. M. (2014). A Sweep Operator-Based Algorithm for Multiple Coherence Estimation in BCI Applications. In *6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*, volume 45, páginas 525–528. Springer International Publishing.
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., e Kübler, A. (2008). An auditory brain-computer interface (BCI). *Journal of Neuroscience Methods*, 167(1):43–50.
- Pan, J., Xie, Q., He, Y., Wang, F., Di, H., Laureys, S., Yu, R., e Li, Y. (2014). Detecting awareness in patients with disorders of consciousness using a hybrid brain-computer interface. *Journal of neural engineering*, 11(5):056007.
- Perelmouter, J. e Birbaumer, N. (2000). A binary spelling interface with random errors. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:227–232.
- Pfurtscheller, G. and Allison, B. Z., Brunner, C. and Bauernfeind, G. S.-E. T., Scherer, R., Zander, T. O., Mueller-Putz, G., Neuper, C., e Birbaumer, N. (2010). The hybrid BCI. *Frontiers in Neuroscience*, 4.
- Pham, M., Hinterberger, T., Neumann, N., Kübler, A., Hofmayer, N., Grether, A., Wilhelm, B., Vatine, J.-J., e Birbaumer, N. (2005). An Auditory Brain-Computer Interface Based on the Self-Regulation of Slow Cortical Potentials. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 19(3):206–218.
- Picton, T. W., Skinner, C. R., Champagne, S. C., Kellett, A. J., e Maiste, A. C. (1987). Potentials evoked by the sinusoidal modulation of the amplitude or frequency of a tone. *J Acoust Soc Am*, 82:165–178.

- Pugh, K. R., Shaywitz, B. A., Shaywitz, S. E., Fulbright, R. K., Byrd, D., Skudlarski, P., Shankweiler, D. P., Katz, L., Constable, R. T., Fletcher, J., Lacadie, C., Marchione, K., e Gore, J. C. (1996). Auditory selective attention: an fmri investigation. *Neuroimage*, 4:159–173.
- Ranaudo, F. S. (2012). Atenção Seletiva Auditiva usando Potenciais Evocados em Regime Permanente e Coerência Espacial. In *Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE - Universidade Federal do Rio de Janeiro*, Rio de Janeiro.
- Riccio, A., Mattia, D., Simione, L., Olivetti, M., e Cincotti, F. (2012). Eye-gaze independent EEG-based brain computer interfaces for communication. 9:045001 – 15pp.
- Riecke, L., Peters, J. C., Valente, G., Poser, B. A., Kemper, V. G., Formisano, E., e Sorger, B. (2018). Frequency-specific attentional modulation in human primary auditory cortex and midbrain. *NeuroImage*, 174:274 – 287.
- Ross, B. (2013). *Steady-state auditory evoked responses*, volume 10.
- Salmi, J., Rinne, T., Degerman, A., e Alho, K. (2007). Orienting and maintenance of spatial attention in audition and vision: an event-related brain potential study. *European Journal of Neuroscience*, 25(12):3725–3733.
- Santos, T. S. d. (2012). Múltiplas Respostas Auditivas em Regime Permanente de 70 Hz a 110 Hz: Uma proposta de triagem auditiva.
- Schreuder, E.-j. M. (2014). *Towards Efficient Auditory BCI Through Optimized Paradigms and Methods*.
- Schreuder, M., Blankertz, B., e Tangermann, M. (2010). A New Auditory Multi-Class Brain-Computer Interface Paradigm: Spatial Hearing as an Informative Cue. *PLoS ONE*, 5(4):9813.
- Severens, M., Farquhar, J., Duysens, J., e Desain, P. (2013). A multi-signature brain-computer interface: use of transient and steady-state responses. *Journal of Neural Engineering*, 10(2):026005.
- Seydell-Greenwald, A., Greenberg, A., e Rauschecker, J. (2014). Are you listening? Brain activation associated with sustained nonspatial auditory attention in the presence and absence of stimulation. *Human Brain Mapping*, 35:2233–2252.
- Silva, P. S. T. F. (2018). Abordagem inter-indivíduo para classificação da atenção seletiva auditiva usando energia no domínio do tempo e redes neurais artificiais.

- Simon, N., Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Kübler, A., e Halder, S. (2015). An auditory multiclass brain-computer interface with natural stimuli: Usability evaluation with healthy participants and a motor impaired end user. *Frontiers in human Neuroscience*, 8(January):1–14.
- Skosnik, P. D., Krishnan, G. P., e O'Donnell, B. F. (2007). The effect of selective attention on the gamma-band auditory steady-state response. *Neuroscience Letters*, 420(3):223–228.
- Souza, A. P., Felix, L. B., e Mendes, E. M. A. M. (2016a). Interface Cérebro-Computador independente de visão usando atenção seletiva e análise de componentes principais. In *Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática - CBA*, Vitória.
- Souza, A. P., Felix, L. B., e Mendes, E. M. A. M. (2016b). Interface Cérebro-Computador independente de visão usando coerência espacial e estimulação monoaural. In *Anais do XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - CBEB*, Foz do Iguaçu.
- Souza, A. P., Felix, L. B., Sá, A. M. F. L. M., e Mendes, E. M. A. M. (2016c). Vision-Free Brain-Computer Interface using auditory selective attention: evaluation of training effect. In *XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing*, páginas 196–199, Chipre.
- Souza, A. P., Soares, Q. B., Felix, L. B., e Mendes, E. M. (2018). Classification of auditory selective attention using spatial coherence and modular attention index. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*.
- Spüler, M., Rosenstiel, W., e Bogdan, M. (2012). Online Adaptation of a c-VEP Brain-Computer Interface(BCI) Based on Error-Related Potentials and Unsupervised Learning. *PLOS ONE*, 7(12):1–11.
- Stastný, J., Sovka, P., e Kostilek, M. (2014). Overcoming inter-subject variability in BCI using EEG-based identification. *Radioengineering*, 23(1):266–273.
- Talavage, T. M., Ledden, P. J., Benson, R. R., Rosen, B. R., e Melcher, J. R. (2000). Frequency-dependent responses exhibited by multiple regions in human auditory cortex. *Hearing Research*, 150(1-2):225–244.
- Tiitinen, H. T., Sinkkonen, J., Reinikainen, K., Alho, K., Lavikainen, J., e Näätänen, R. (1993). Selective attention enhances the auditory 40-hz transient response in humans. *Nature*, 364:59–60.
- Van Dun, B. e Wouters, J. (2009). Optimal electrode selection for multi-channel electroencephalogram based detection of auditory steady-state responses. *Journal of Acoustical Society of America*, 126:254–268.

- Varghese, L., Bharadwaj, H. M., e Shinn-cunningham, B. G. (2015). Evidence against attentional state modulating scalp-recorded auditory brainstem steady-state responses. *Brain Research*, páginas 1–19.
- Vaughan, H. G. e Ritter, W. (1970). The sources of auditory evoked responses recorded from the human scalp. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 28(4):360 – 367.
- Verdière, K. J., Roy, R. N., e Dehais, F. (2018). Detecting Pilot’s Engagement Using fNIRS Connectivity Features in an Automated vs. Manual Landing Scenario. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12:6.
- Wilson, J. J. e Palaniappan, R. (2011). Analogue mouse pointer control via an online steady state visual evoked potential (SSVEP) brain-computer interface. *Journal of Neural Engineering*, 8(2):025026.
- Woehrle, H., Krell, M., Straube, S., Kim, S., Kirchner, E., e Kirchner, F. (2015). An Adaptive Spatial Filter for User-Independent Single Trial Detection of Event-Related Potentials. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 62(7):1696–705.
- Woldorff, M. G., Gallen, C. C., Hampson, S. A., Hillyard, S. A., Pantev, C., Sobel, D., e Bloom, F. E. (1993). Modulation of early sensory processing in human auditory cortex during auditory selective attention. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 90(18):8722–8726.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., e Vaughan, T. M. (2002). Brain Computer-Interfaces for communication and control. *Frontiers in Neuroscience*, 4(113):767–791.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., Heetderks, W. J., McFarland, D. J., Peckham, P. H. and Schalk, G., Donchin, E., Quatrano, L. A., Robinson, C. J., e Vaughan, T. M. (2000). Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, 8:164–173.
- Yin, E., Zhou, Z., Jiang, J., Chen, F., Liu, Y., e Hu, D. (2013). A Novel Hybrid BCI Speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm. *Journal of Neural Engineering*, 10: 026012:9.