
Interface Cérebro-Computador Usando Atenção Seletiva Auditiva: Em Busca de Um Sistema de Comunicação Binária para Indivíduos Severamente Paralisados.

Luciana Rita Nicacio

Texto do exame de qualificação submetido à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

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

Belo Horizonte, maio de 2019

Sumário

Resumo	v
Abstract	vii
Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xi
Abreviações	xiii
1 Introdução	1
1.1 Introdução	1
1.2 Motivação e Justificativa	3
1.3 Objetivo	5
1.4 Estrutura do texto	6
2 Revisão Bibliográfica	7
2.1 O cérebro e suas funções	7
2.2 O eletroencefalograma	8
2.2.1 Resposta auditiva em regime permanente - ASSR	9
2.3 Interface Cérebro-Computador - ICC	9
2.3.1 Classificador	11
2.3.2 ICC auditiva	11
2.3.3 ICC auditiva: Estímulo natural <i>versus</i> estímulo artificial	13

3	Materiais e Métodos	15
3.1	A linguagem de programação: Por que <i>Python</i> ?	15
3.2	Questionário	16
3.2.1	Questionário digital	16
3.3	O eletroencefalógrafo	17
3.4	Estimulação	17
3.4.1	Os estímulos sonoros	18
3.4.2	Os fones de ouvido	19
3.5	Classificador	19
3.5.1	Magnitude Quadrática de Coerência	19
3.5.2	Coerência espacial	20
3.5.3	Classificador Modular	21
3.6	A interface gráfica	24
3.7	Voluntários	26
3.8	Protocolo experimental	26
3.9	Medidas de desempenho da ICC	28
4	Resultados e Discussões	29
4.1	Tipo de estímulo: senoidal <i>versus</i> musical	29
4.2	Canal de referência: Cz <i>versus</i> Oz	31
4.3	Análise de redes de eletrodos	32
4.4	Análise de preferência de estímulo	34
4.5	Análise da ordem de aplicação dos testes	35
4.6	Discussões finais	37
5	Conclusões	41
5.1	Considerações gerais	41
5.2	Próximos passos	42
	Bibliografia	49
A	Apêndice A - Questionário	51

Resumo

Há décadas, muitos cientistas vêm tentando entender o funcionamento do cérebro humano por meio dos estudos das atividades cerebrais registradas por técnicas como o eletroencefalograma (EEG), uma técnica não invasiva, portátil, de baixo custo e de alta resolução temporal. Os sinais de EEG, registrados concomitantemente à apresentação de estímulos externos a um indivíduo, coletam a atividade elétrica cerebral espontânea (EEG de fundo), bem como as respostas do sistema nervoso aos estímulos apresentados. A detecção destas respostas nos sinais de EEG é utilizada para implementar interfaces cérebro-computador (ICCs) que permitem o ser humano controlar um computador/dispositivo somente com suas ondas cerebrais. Com o advento das ICCs, muitos pacientes paralisados e impossibilitados de utilizar suas vias naturais de comunicação (fala e movimentos corporais) se tornaram capazes de se comunicarem através do uso dessas. No entanto, a maioria das ICCs desenvolvidas se baseia na estimulação visual, cujo controle é realizado por movimentos oculares, com isso, os pacientes com síndrome do encarceramento não são beneficiados, pois a completa paralisia motora afeta os movimentos oculares impedindo-os de realizar os movimentos necessários para a manipulação de tal ICC. Assim, as ICCs auditivas baseadas em atenção seletiva auditiva (ASA) tornam-se uma opção atrativa para construir um sistema de comunicação binária (com duas opções de resposta: 'sim' e 'não') para pacientes completamente paralisados, considerando que suas vias auditivas estejam intactas. A ASA é uma habilidade natural dos seres humanos, a partir da qual uma pessoa consegue focar a atenção em um som dentre vários apresentados. Alguns estudos mostraram que a ASA causa alterações nas respostas auditivas em regime permanente (ASSRs) e seus efeitos podem ser utilizados para implementação de ICCs auditivas. Diante disso, o objetivo deste trabalho é implementar um sistema de comunicação binária *online* baseado nos efeitos da ASA nas ASSRs, utilizando sons musicais AM como estímulos, pois são mais confortáveis de se ouvir comparados aos estímulos senoidais AM, comumente utilizados na literatura. Os parâmetros, as configurações e as técnicas utilizadas (frequências moduladoras dos estímulos, conjunto de eletrodos, tempo de estimulação e classificador) foram selecionados a partir de resultados de trabalhos recentes apresentados na literatura. Os resultados, alcançados neste primeiro estudo, indicaram que há uma melhora no desempenho dos voluntários com a utilização da estimulação musical AM. A taxa de acerto média dos 20 voluntários foi de 61% e 48% com a utilização dos estímulos musical e senoidal, respectivamente. Porém, não se observou aumento significativo no valor da ITR média para este primeiro experimento, obtendo 1,376 *bits/min* para a estimulação musical e 0,806 *bits/min* para a estimulação senoidal. Para trabalhos

futuros, sugere-se a criação de estímulos para evocar tanto ASSR quanto P300, e assim implementar um classificador híbrido que leve em consideração os efeitos da ASA nas ASSRs bem como os P300 detectáveis, garantindo assim uma maior taxa de acerto e desempenho do sistema construído.

Palavras-chave: Interface cérebro-computador; atenção seletiva auditiva; EEG; ASSR.

Abstract

For decades, many scientists have been trying to understand the behavior of human brain through the studies of brain activities recorded by techniques such as electroencephalogram (EEG), which is a non-invasive and portable technique, as well as low cost and with high temporal resolution. The EEG signals, recorded concomitantly to the presentation of external stimuli to an individual, record the brain's spontaneous electrical activity (background EEG activity), as well as the nervous system responses to the presented stimuli. The detection of these responses in the EEG signals is used to build brain-computer interfaces (BCIs) that allow the human to control a computer/device only with her/his brain waves. With the advent of the BCIs, many paralyzed and incapable to use their nature channels of communication (speech and body movements) patients can to communicate through these BCIs. However, the majority of developed BCIs is based on visual stimulation, whose control is performed by eyes movements, and therefore the patients with locked-in syndrome are not favored, because the complete motor paralysis affects the eyes movements precluding them to perform the necessary movements to handle such BCIs. Thus, the auditory BCIs based on auditory selective attention (ASA) become an attractive option to build a binary communication system (with two response options: 'yes' and 'no') to completely paralyzed patients, whereas their auditory pathways are intact. The ASA is a natural ability of humans to focus the attention in a sound among several presented sounds. Some studies revealed that ASA changes the auditory steady state responses (ASSRs) and the effects of these changes can be used to build auditory BCIs. The aim this work is to implement an online binary communication system based on ASA's effects in the ASSRs, employing musical sounds modulated in amplitude (AM) as stimuli, since they are more comfortable to listen than sinusoidal sounds AM commonly used in the literature. The parameters, the configuration and techniques (modulation frequencies for stimuli, set of electrodes, time for stimulation and classifier) used in this study were selected as from the results of recent works displayed in the literature. The results attained in this first study showed there is an improvement in the performance of the volunteers with the use of the musical stimulation. The average hit rate of the twenty volunteers was 61% and 48% for the musical and sinusoidal stimulations, respectively. However, it was not observed the significant increase in the value of the average ITR for this first experiment, getting 1.376 *bits/min* for the musical stimulation and 0.806 *bits/min* for the sinusoidal stimulation. For future studies, it is suggested the creation of stimuli that evoke both ASSR and P300, and thus the implementation of a hybrid classifier considering the ASA's effects on the ASSRs and the detectable P300, thereby ensuring a bigger hit rate and performance of the built system.

Keywords: Brain-computer interface; auditory selective attention; EEG; ASSR.

Lista de Figuras

2.1	Lobos cerebrais: frontal, parietal, occipital e temporal (Modificado de Bear et al. (2006)).	7
3.1	Janela inicial do questionário digital.	16
3.2	Caixa de mensagem do questionário digital.	17
3.3	Sistema Internacional 10-20 para posicionamento de eletrodos no escalpo (Modificado de Trans Cranial Technologies (2012)).	18
3.4	Fones de inserção.	19
3.5	Mapa topográfico mostrando a decomposição do vetor $\kappa_{espacial}$ em parte imaginária e parte real (índice de atenção) (Souza, 2018).	22
3.6	Fluxograma do processo de classificação dos sinais de EEG, em que N_a é o número de acertos, N_p é o número de perguntas, $f_{n\grave{a}o}$ é a frequência moduladora do estímulo 'não' (31,13Hz), f_{sim} é a frequência moduladora do estímulo 'sim' (39,35Hz), IA é o índice de atenção e Ta é a taxa de acerto do média voluntário.	23
3.7	Blocos fundamentais da ICC.	24
3.8	Interface gráfica para seleção dos parâmetros de estimulação e de coleta dos sinais de EEG.	25
3.9	Dados do questionário para o voluntário ID2.	26
3.10	Representação simplificada do protocolo experimental.	26
4.1	Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários durante o teste <i>online</i>	29
4.2	Boxplot: variação da taxa de acerto de acordo com o tipo de estimulação (senoidal ou musical).	30
4.3	Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários, utilizando o eletrodo Oz como referência dos sinais de EEG. . . .	32
4.4	Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários, utilizando o eletrodo Cz como referência dos sinais de EEG. . . .	33
4.5	Número de classificações incorretas para cada voluntário utilizando o estímulo senoidal.	34

4.6	Número de classificações incorretas para cada voluntário utilizando o estímulo musical.	35
4.7	Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR para os dez voluntários de cada grupo utilizando a estimulação senoidal.	36
4.8	Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR para os dez voluntários de cada grupo utilizando a estimulação musical.	37

Lista de Tabelas

- 2.1 Trabalhos de ICCS auditivas binárias controladas por pacientes saudáveis publicados na literatura nos últimos 10 anos. 12
- 3.1 Parâmetros de módulo e fase dos eletrodos do sistema internacional 10-20. 21

Abreviações

AEP	Potencial Evocado Auditivo Transiente (<i>Auditory Transient-Evoked Potential</i>)
ALS	Esclerose Lateral Amiotrófica (<i>Amyotrophic Lateral Sclerosis</i>)
AM	Modulação em Amplitude (<i>Amplitude Modulation</i>)
ASA	Atenção Seletiva Auditiva
ASSR	Resposta Aauditiva em Regime Permanente (<i>Auditory Steady-State Response</i>)
BCI	<i>Brain-Computer Interface</i>
CLIS	Síndrome do Encarceramento Completa (<i>Completely Locked-in Syndrome</i>)
DFT	Transformada Discreta de Fourier (<i>Discrete Fourier Transform</i>)
EEG	Eletoencefalograma
EP	Potencial Evocado (<i>Evoked Potential</i>)
ERP	Potencial Relacionado a Evento (<i>Event-Related Potential</i>)
fMRI	Imagem por Ressonância Magnética Funcional (<i>functional Magnetic Resonance Imaging</i>)
ICC	Interface Cérebro-Computador (<i>Brain-Computer Interface</i>)
ITR	Taxa de Transferência de Informação (<i>Information Transfer Rate</i>)
LDA	Análise de Discriminantes Lineares (<i>Linear Discriminant Analysis</i>)
MSC	Magnitude Quadrática da Coerência (<i>Magnitude Square Coherence</i>)
SAM	Senóide Modulada em Amplitude (<i>Sinusoidal Amplitude-Modulated</i>)
SNR	Relação Sinal-Ruído (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
SPL	Nível de Pressão Sonora (<i>Sound Pressure Level</i>)

Introdução

1.1 Introdução

Interface cérebro-computador (ICC) pode ser definida como uma tecnologia que traduz os padrões de atividades cerebrais de usuários em comandos para controlar computadores e outros dispositivos, ou seja, os usuários conseguem controlar um computador usando somente suas ondas cerebrais, sem a necessidade de realizar qualquer atividade muscular (Wolpaw et al., 2002; Higashi et al., 2011; Simon et al., 2015; Lotte et al., 2018). Portanto, trata-se de uma conexão direta entre o computador e o cérebro (Wolpaw et al., 2000; Choi et al., 2017).

A maioria dos trabalhos atuais sobre interface cérebro-computador surgiu da neurociência e áreas médicas com o objetivo principal de satisfazer as necessidades dos pacientes com doenças neuromusculares graves, tais como esclerose lateral amiotrófica (do inglês *amyotrophic lateral sclerosis* - ALS), acidente vascular cerebral, traumatismo craniano ou lesões no tronco cerebral (Simon et al., 2015; Kathner et al., 2015). Nos estágios avançados destas doenças, os pacientes atingem a fase da síndrome do encarceramento (do inglês *locked-in state* - LIS), ficando incapazes de realizar movimentos musculares. A LIS pode se apresentar de três formas num indivíduo, a mais severa, chamada de LIS completa (do inglês *completely locked-in state* - CLIS), consiste na condição em que o paciente apresenta processamento emocional e cognitivo (raciocínio, percepção, atenção, etc) intactos, ou seja, o paciente está acordado e consciente, porém encontra-se no estado de paralisia completa dos músculos e não possui controle nem mesmo dos movimentos oculares (Tan e Nijholt, 2010; Kathner et al., 2015; Chaudhary et al., 2017).

Muitas tecnologias médicas desenvolvidas para aumentar as funções vitais do corpo, como por exemplo a respiração, têm melhorado a vida dos pacientes com CLIS, porém, essas tecnologias não aliviam a frustração mental ou o isolamento social causado por não haver comunicação com o mundo externo (Tan e Nijholt, 2010). Pode-se dizer que a comunicação mais básica é aquela baseada apenas no 'sim' e no 'não' como resposta. Ser capaz de realizar esta comunicação básica é o sonho de muitos pacientes com CLIS, pois se ao menos esse tipo de comunicação fosse restaurada, o paciente poderia comunicar-se com seus familiares e cuidadores a fim de opinar sobre seu tratamento e assim, melhorar sua qualidade de vida (Tan e Nijholt, 2010).

Com o advento das ICCs, alguns portadores da LIS, impossibilitados de realizar os

movimentos musculares da fala, conseguiram reestabelecer um meio de interação com o meio externo através de ICCs baseadas em estimulação visual, em que o indivíduo, para comandar a ICC, precisa controlar seus movimentos oculares para manter o olhar fixo no estímulo (Birbaumer e Cohen, 2007; Lopez-Gordo et al., 2012). Porém, para os pacientes que já atingiram a fase da LIS completa, a tão sonhada comunicação com o meio externo permanece impossível, pois como dito anteriormente, a paralisia motora afeta até os movimentos oculares quando a doença atinge o estágio avançado (Chaudhary et al., 2017).

Atualmente, vários pesquisadores têm se dedicado ao estudo de ICCs que possam funcionar como meio de comunicação alternativo para os pacientes portadores da CLIS (Kathner et al., 2015; Simon et al., 2015; Chaudhary et al., 2017), como as ICCs auditivas (Halder et al., 2010; Kathner et al., 2015; Kaongoen e Jo, 2017), táteis (Brouwer e van Erp, 2010; Guger et al., 2017; Li et al., 2018) ou baseadas em imaginação motora (Guger et al., 2017).

Dentre as opções, as ICCs auditivas podem ser consideradas as mais aplicáveis para pacientes com CLIS, pois as ICCs táteis apresentam a desvantagem de necessitar de um estimulador vibrotátil para gerar o estímulo, acessório que os pacientes normalmente não possuem, e por isso, também não possuem experiência na utilização do mesmo (Zhou et al., 2016). Enquanto as ICCs baseadas em imaginação motora requerem um treinamento intenso, e consequentemente grande esforço cognitivo, do usuário para atingir bom desempenho (Guger et al., 2017). Além disso, a maioria das ICCs de imaginação motora são desenvolvidas a partir de uma técnica de alto custo e não-portátil, a fMRI (ressonância magnética funcional). Logo, as ICCs auditivas se tornam a opção mais atrativa, pois não necessitam de treinamento intenso para o voluntário aprender a tarefa a ser executada, as ferramentas necessárias para geração do estímulo são, relativamente, de fácil aquisição (um computador e fones de ouvidos), e o registro das ondas cerebrais pode ser realizado a partir do eletroencefalograma (EEG). O EEG é considerado mais apropriado por possuir alta resolução temporal, quando comparado com ferramentas de neuroimagem, ser portátil, apresentar facilidade no manuseio dos equipamentos e baixo custo de manutenção, além de ser uma técnica não invasiva (Tan e Nijholt, 2010).

Muitos pacientes com LIS conseguem usar movimentos oculares ou pequenos movimentos musculares para responder 'sim' ou 'não' a uma dica verbal recebida, pertencente a um padrão de conversação. No entanto, a execução desses movimentos, para indivíduos com limitações motoras, pode ser bastante cansativa, fazendo com que os movimentos enfraqueçam ou desapareçam, esporadicamente, ao longo do dia. E com o passar dos meses e anos, tais movimentos podem diminuir devido ao avanço da doença (Hill et al., 2014). Kathner et al. (2015) realizou um estudo comparativo com as técnicas eletro-oculograma, rastreamento ocular e ICC auditiva em um paciente com LIS. Na época do estudo, o paciente conseguia movimentar os olhos vertical e horizontalmente, permitindo-o utilizar um método de comunicação com seu cuidador

através de quadros com conjuntos de letras. Após realizar os testes com as três técnicas, o usuário relatou que apesar de conseguir se comunicar sem ajuda de seu cuidador com as técnicas apresentadas, ele preferia continuar com seu método convencional e não considerava a hipótese de utilizar nenhuma das técnicas como meio alternativo de comunicação enquanto conseguisse movimentar seus olhos para usar o método usual. Mas que no futuro, quando perdesse os movimentos oculares, consideraria a utilização da ICC auditiva, pois era a única técnica totalmente independente de movimentos oculares para realizar a comunicação. No entanto, o voluntário classificou a ICC auditiva como a técnica mais cansativa de se utilizar dentre as três. Pensando em solucionar tal problema, os autores propuseram a utilização de estímulos mais naturais, em vez dos *beeps*, para tornar os estímulos mais agradáveis e consequentemente, cansar menos a audição do voluntário.

Logo, o grande desafio no campo de pesquisa de ICC é o desenvolvimento de ICCs mais ergonômicas e independentes de estímulos visuais. Além disso, por se tratar de uma ICC auditiva para pacientes severamente paralisados deve levar em consideração que alguns destes pacientes sofrem não só com a perda do controle motor, mas também com a atenção reduzida, necessitando assim de uma ICC otimizada que emprega estímulos distinguíveis com o mínimo esforço possível.

1.2 Motivação e Justificativa

Considerando a necessidade de criar novas alternativas de comunicação para pacientes completamente paralisados, Naci et al. (2013) questionaram se os efeitos da atenção seletiva nas respostas auditivas em regime permanente (do inglês *auditory steady-state responses* -ASSRs) são realmente confiáveis para decodificar respostas para perguntas binárias (sim/não), a ponto de serem utilizados na implementação de um sistema de comunicação binária. Tais pesquisadores utilizaram a ressonância magnética funcional (fMRI) para comparar os efeitos da atenção seletiva auditiva (ASA) com os efeitos da imaginação motora encontrados pelos pesquisadores Owen et al. (2006), e concluíram que 100% dos voluntários apresentaram atividade cerebral significativa relacionada à tarefa de ASA, enquanto que 87% dos voluntários do estudo de imaginação motora apresentaram tal atividade cerebral significativa. Neste estudo, utilizou-se a fMRI para comprovar que os efeitos da ASA são confiáveis para implementação de um sistema de comunicação binária, porém, como dito anteriormente, a fMRI apresenta as desvantagens de ser uma técnica de alto custo e não-portátil, o que dificultaria a utilização do sistema de comunicação por alguns pacientes. Diante deste problema, o EEG pode ser visto como uma técnica atrativa e alternativa à fMRI.

Mas será que é possível implementar uma ICC auditiva confiável extraindo as informações necessárias dos sinais de EEG? Considera-se que uma ICC auditiva confiável seja aquela que não necessita de outra resposta comportamental do usuário, além do foco de atenção no estímulo sonoro desejado para indicar sua decisão. Assim, para

implementar uma ICC auditiva *online* com desempenho confiável, os sinais coletados pelo EEG precisam ser modificados pelo foco voluntário de atenção do usuário para o estímulo sonoro de interesse, e estas alterações nos sinais precisam ser detectáveis em um único ensaio, que consiste em um intervalo de poucos segundos. A partir dessas considerações, vários trabalhos vêm sendo realizados a fim de verificar se é possível detectar, através dos sinais de EEG, uma modulação significativa nas ASSR devido à ASA. Hill e Schölkopf (2012) realizaram uma síntese de alguns destes trabalhos em que as análises foram realizadas tanto a partir de um único ensaio (análise *online*) quanto a partir de vários ensaios (análise *offline*). Os pesquisadores chegaram à conclusão que os trabalhos, que utilizaram análise *online* para detectar as alterações nas ASSR, apresentaram desempenho inferior a 65%. Este nível de desempenho é muito baixo comparado ao nível de desempenho esperado para se construir uma ICC confiável. Estes pesquisadores também realizaram um estudo a fim de detectar os efeitos da ASA nas ASSRs, porém encontraram que as alterações das ASSRs devido à atenção não eram suficientes para implementar um sistema de comunicação a partir de um único ensaio. Ainda de acordo com a síntese de estudos de Hill e Schölkopf (2012), os trabalhos, que detectaram evidências que as ASSR podem ser moduladas pela ASA, apresentaram níveis de desempenho melhores porque utilizaram análise *offline*.

Dois anos depois, Hill et al. (2014) utilizaram uma abordagem baseada em potenciais relacionados a evento (do inglês *event-related potentials* - ERPs), que são as alterações transientes dos sinais de EEG ocasionadas por algum evento externo, detectáveis no domínio do tempo (*time-locked*) através de suas características de amplitude, latência e polaridade (Zhang et al., 2013). O objetivo era construir um dispositivo de comunicação capaz de extrair respostas simples, como 'sim' e 'não', de maneira confiável através dos sinais de EEG utilizando apenas ERPs, uma vez que não se observou contribuição significativa das ASSRs nos resultados do trabalho anterior (Hill e Schölkopf, 2012). Hill et al. (2014) concluíram que uma ICC auditiva *online* pode ser construída com apenas oito canais de EEG e que a utilização de estímulos naturais (como os sinais de voz dizendo as palavras 'sim' e 'não'), no lugar de estímulos abstratos (como os *beeps* utilizados em seus experimentos anteriores) não apresentou vantagem significativa, mas podem ajudar a melhorar o desempenho da abordagem utilizada por se tratarem de estímulos que tornam o sistema mais agradável e intuitivo. O estudo contou com a participação de 14 indivíduos saudáveis e dois pacientes com esclerose lateral amiotrófica avançada mas que ainda conseguiam realizar pequenos e limitados movimentos musculares com os olhos. Ambos indivíduos com ALS foram capazes de utilizar o sistema para responder questões corretamente com, aproximadamente, o mesmo nível de precisão observado para os indivíduos saudáveis. Os autores relataram ainda que um destes indivíduos com ALS, que era capaz de usar um teclado em tela através de movimentos da sobrancelha para se comunicar, acolheu bem o novo método dizendo que seu olhos se cansavam, mas seus ouvidos nunca. Isto sugeriu a eles que a abordagem pode fornecer uma alternativa ergonômica bastante atrativa para algumas tarefas,

principalmente para usuários que não apresentem boa visão.

Hill et al. (2014) utilizaram ERPs por os acharem mais eficientes, visto que os trabalhos que até então utilizaram ASSR pareciam necessitar de ensaios mais longos para gerar precisão considerável. Os resultados de tais trabalhos, de fato, são desanimadores para implementar ICCs auditivas que requerem alta precisão na classificação em um curto intervalo de tempo. Porém, recentemente, Felix et al. (2014, 2015) apresentaram uma nova técnica chamada coerência espacial, capaz de detectar o foco de ASA nas ASSRs a partir dos sinais de EEG com uma taxa de acerto média de 82%. Souza et al. (2018), através de análises *offline*, conseguiu atingir uma taxa de acerto de 91,67%. Entretanto, não se deve avaliar o desempenho de uma ICC somente pela taxa de acerto, deve-se avaliar também a velocidade da comunicação, e uma medida padrão de sistemas de comunicação é a taxa de transferência de informação (*information transfer rate - ITR*) que depende da velocidade e da precisão do sistema. Os voluntários do estudo *online* de Felix et al. (2015) apresentaram uma ITR média de 1,89 *bits/min*, considerada um valor baixo para construir uma ICC de uso prático, enquanto Souza et al. (2018), em análise *offline*, atingiram uma ITR média de 6,74 *bits/min*.

Por se tratar de uma técnica recentemente publicada, não foi encontrado na literatura outros trabalhos que utilizassem tal técnica para implementar ICCs auditivas *online* e que apresentassem alta ITR. Mas, devido ao desempenho apresentado pela coerência espacial nos três trabalhos citados, acredita-se que uma ICC *online* baseada nos efeitos da ASA nas ASSR possa ser implementada de forma confiável utilizando-se os sinais de EEG, e assim possibilitar uma comunicação binária (sim/não), e rápida o suficiente para ser considerada instantânea, com pacientes completamente paralisados. Para pacientes, cujas vias auditivas tenham permanecido intactas, a ICC auditiva *online* baseada nos efeitos da atenção seletiva auditiva nas ASSRs poderá proporcionar uma melhor a qualidade de vida, pois permitirá que eles tomem decisões sobre seus tratamentos. Pode-se estudar também a viabilidade de combinar o efeito da ASA nas ASSR com os ERPs para aumentar o desempenho da ICC auditiva.

1.3 Objetivo

Desenvolver um sistema de comunicação binária *online* completamente independente de visão e de qualquer resposta comportamental do indivíduo. O sistema será construído buscando em uma ICC auditiva os efeitos atenção seletiva auditiva nas ASSRs. A princípio, a ICC será desenvolvida a partir das configurações e dos parâmetros (para estimulação, aquisição e classificação dos sinais de EEG) sugeridos pelos recentes estudos publicados na literatura, e os testes serão realizados com indivíduos saudáveis. Para tal, tem-se inicialmente os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver um *software* capaz de gerar os estímulos sonoros e de se comunicar diretamente com o equipamento de registro dos sinais de EEG, para eliminar o

tempo gasto na conversão de dados antes do processamento dos mesmos, e assim permitir a realização de testes *online*;

- Comparar dois tipos de estímulos (senoidal e musical) a fim de identificar qual proporcionará um melhor desempenho da ICC;
- Verificar se os voluntários apresentam preferência em algum dos dois sons utilizados na estimulação.

1.4 Estrutura do texto

O restante deste trabalho está dividido em quatro capítulos: o Capítulo 2 apresenta resumidamente toda a bibliografia estudada durante o desenvolvimento deste trabalho. No Capítulo 3 estão descritas detalhadamente todas as técnicas e as configurações adotadas, bem como os materiais e procedimentos utilizados, na execução do experimento realizado. Os resultados encontrados estão apresentados no Capítulo 4 seguidos de uma sucinta discussão. Uma discussão mais ampla dos resultados se encontra ao final deste mesmo capítulo. Por fim, o Capítulo 5 expõe as conclusões e apresenta algumas propostas para trabalhos futuros. O Apêndice A apresenta o questionário aplicado aos voluntários que participaram deste estudo.

Revisão Bibliográfica

2.1 O cérebro e suas funções

É comum deparar-se com a analogia entre o cérebro e computador, definindo o cérebro como uma unidade central de controle e processamento de dados. Porém, o cérebro é muito mais complexo que um computador, pois ele é formado por vários subsistemas concorrentes e paralelos, cada um altamente especializado em uma determinada tarefa (Neuroscience, 2008).

O cérebro é composto por duas partes principais: o córtex e as regiões subcorticais. De acordo com Tan e Nijholt (2010), as regiões subcorticais estão associadas ao controle de funções básicas (respiração, frequência cardíaca e regulação da temperatura), de respostas emocionais e instintivas básicas (medo, recompensa e reflexo), de aprendizado e de memória. Enquanto o córtex cerebral, considerada a região evolutivamente mais nova, é a maior e também a mais complexa do cérebro, local onde é realizada a maior parte do processamento sensorial, motor e de funções de alto nível (raciocínio, planejamento, processamento de linguagem e reconhecimento de padrões), e por isso é a região de interesse e amplamente investigada em estudos que envolvem ICC.

Comumente, o córtex cerebral é dividido em 4 partes chamadas lobos, como mostra a Figura 2.1.

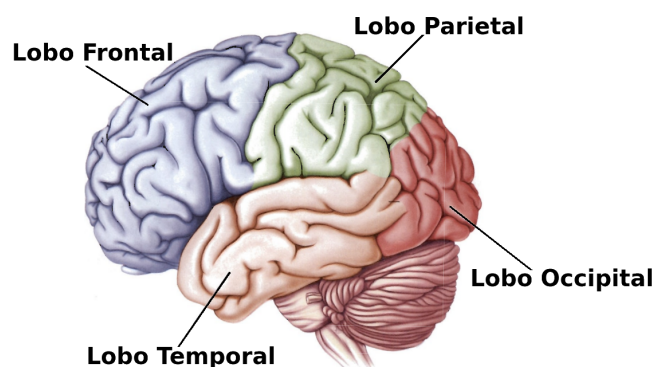


Figura 2.1: Lobos cerebrais: frontal, parietal, occipital e temporal (Modificado de Bear et al. (2006)).

Cada lobo cerebral está relacionado, mas não limitado, a uma determinada funcio-

nalidade (Najarian e Splinter, 2012):

- Lobo frontal: gerencia fala, pensamento, emoção, resolução de problemas e habilidades motoras;
- Lobo parietal: identifica e interpreta sensações tais como toque, temperatura e dor;
- Lobo occipital: coleta e interpreta informações visuais;
- Lobo temporal: processa a audição e o armazenamento de memória.

2.2 O eletroencefalograma

Para realizar qualquer atividade, o cérebro gera potenciais elétricos, também conhecidos como potenciais de ação, através dos quais os neurônios e os demais tipos de células se comunicam (Najarian e Splinter, 2012). Estes potenciais, que são da ordem de $5\text{--}10\mu\text{V}$, podem ser registrados de forma não invasiva através de eletrodos fixados no escalpo (Kropotov, 2009; Tan e Nijholt, 2010). Este procedimento de registro das ondas cerebrais recebe o nome de eletroencefalograma (EEG). Devido ao fluido, ao osso e à pele que ficam entre os eletrodos e o potencial elétrico, os sinais de EEG registrados tendem a ser atenuados e contaminados por ruídos (Tan e Nijholt, 2010).

A interpretação do EEG, geralmente, é realizada por meio da análise da presença ou ausência de ondas com frequência característica. As ondas típicas classificadas no sinal de EEG são as ondas alfa ($8\text{--}13\text{Hz}$), beta ($14\text{--}30\text{Hz}$), delta ($0\text{--}3\text{Hz}$) e teta ($4\text{--}7\text{Hz}$) (Picton, 2011) que indicam certos estados fisiológicos (relaxamento, sonolência, alerta, entre outros) do indivíduo. A presença e a intensidade de cada onda nos sinais de EEG podem ser facilmente detectadas através da transformada discreta de Fourier (do inglês *discrete Fourier transform* - DFT) (Najarian e Splinter, 2012).

A aplicação mais usual do EEG consiste no registro e análise de sinais de EEG em resposta a um estímulo específico (visual, auditivo ou somatossensorial) com o objetivo de identificar os potenciais evocados (do inglês *evoked potentials* - EPs) ou potenciais relacionados a eventos (do inglês *event-related potentials* - ERPs) que são pequenas alterações na atividade elétrica do cérebro provocadas pelo estímulo externo (Handy, 2005; Najarian e Splinter, 2012), e apresentam amplitude muito baixa comparada com a amplitude do EEG espontâneo.

Basicamente, as alterações das ondas cerebrais ocasionadas por estímulos auditivos possuem duas classificações: 1) respostas ou potenciais evocados auditivos transientes (do inglês *auditory transient-evoked potentials* - AEPs) que surgem quando o estímulo é apresentado com intervalos longos o suficiente fazendo com que a atividade cerebral referente àquele estímulo apresentado diminua antes da apresentação do próximo estímulo, e 2) respostas auditivas em regime permanente (do inglês *auditory steady-state*

response -ASSR) que são geradas a partir da sobreposição de respostas sucessivas a estímulos de alta frequência (curto intervalo entre estímulos) (Tanaka et al., 2013).

2.2.1 Resposta auditiva em regime permanente - ASSR

As ASSRs ocorrem quando o estímulo auditivo possui amplitude e frequência constantes ao longo do tempo fazendo com que a resposta cerebral se torne estável em termos de amplitude e fase relacionadas ao estímulo em questão (Van Dun, 2008; Picton, 2011). De acordo com Picton (2011), as respostas cerebrais podem acompanhar as modulações no estímulo auditivo, sejam elas periódicas ou variáveis. No entanto, as respostas são consideradas ASSRs somente quando a frequência moduladora for constante, assim, uma forma de evocar ASSRs é utilizar a modulação senoidal simples de amplitude ou frequência do som, ou utilizar *tone burst* que consiste na apresentação de vários *clicks* de curta duração (Tanaka et al., 2013).

A maior parte dos estudos sobre ASSRs trabalha com frequências portadoras entre 500 e 4000Hz, pois este é o intervalo de frequências de maior relevância para a comunicação, compreensão e reconhecimento de fala, e com frequências de modulação em torno 40Hz, pois a relação sinal ruído (do inglês *signal-to-noise ratio* - SNR) é maior neste intervalo (Picton et al., 2003). Segundo Heo et al. (2017), quando um estímulo auditivo é apresentado a um indivíduo, há um aumento na potência das ASSR, justamente nas componentes de frequência que são harmônicas da frequência de modulação utilizada para gerar o estímulo. Porém, as ASSRs apresentam baixas amplitudes comparadas com as atividades cerebrais elétricas espontâneas, o que dificulta a detecção das mesmas por inspeção visual (Felix et al., 2014), mesmo sabendo que as respostas auditivas evocadas (tanto transientes quanto as ASSRs) são maiores no hemisfério contralateral do ouvido estimulado (Tanaka et al., 2013; Felix et al., 2014; Mahajan et al., 2014).

Há indícios de que a amplitude das ASSRs pode ser amplificada com o efeito da atenção seletiva auditiva (ASA), que se trata de uma habilidade natural que o ser humano possui de focar a atenção, com relativa facilidade, em um determinado som em um cenário em que diversos sons são apresentados (Choi et al., 2013). Assim, pode-se dizer que a ASA faz com que o som de interesse seja realçado enquanto os demais sejam suprimidos (Mahajan et al., 2014; Hillyard et al., 1998).

2.3 Interface Cérebro-Computador - ICC

Ultimamente, as necessidades de pessoas com deficiências físicas tem ganhado mais atenção da sociedade, e devido a isso, pesquisadores vêm sendo impulsionados a construir interfaces cérebro computador (ICCs) e sistemas de comunicação, cujo funcionamento independem das habituais vias de saída dos nervos periféricos e dos músculos, de modo que o usuário seja capaz de controlar o computador ou o dispositivo de comunicação somente com suas ondas cerebrais (Tan e Nijholt, 2010; Gao et al., 2014).

Logo, a ICC trata-se de um sistema que solicita sinais cerebrais do usuário em vez de atividades musculares. Assim, para que a operação da ICC seja bem-sucedida, o usuário precisa aprender a executar e manter uma nova habilidade que é a do controle dos sinais de EEG (Wolpaw et al., 2000). Tais sinais cerebrais irão ativar os comandos da ICC, mas para isso, os sinais devem ser identificados, processados e classificados de acordo com cada comando. Para tal, os métodos de extração de características e de classificação desempenham o papel principal em qualquer sistema de ICC, pois qualquer erro na classificação do sinal pode resultar na execução de um comando incorreto (Khorshidtalab e Salami, 2011).

Avanços recentes em tecnologias de computação, além do surgimento de novas técnicas de extração de características e classificação de sinais de EEG, têm melhorado as perspectivas para construção de uma ICC viável ao mundo real, porém os pesquisadores ainda precisam superar alguns desafios presentes nas ICCs atuais como a alta taxa de erros, a velocidade lenta, a grande suscetibilidade a ruídos e a complexidade de operação (Tan e Nijholt, 2010).

Atualmente, vários grupos de pesquisas têm investido no desenvolvimento de ICC como uma nova ferramenta de comunicação (Hill et al., 2014; Heo et al., 2017). De fato, ICCs podem fornecer um meio de comunicação para muitos usuários, mas infelizmente, não para todos, e por isso, até o presente momento, desconhece-se a existência de uma ICC universal que funcione para qualquer usuário. De acordo com Tan e Nijholt (2010), cerca de 20% dos indivíduos não são proficientes com um sistema típico de ICC, e isto levou ao surgimento do termo 'analfabetismo da ICC' (do inglês *BCI illiteracy*). Ainda segundo Tan e Nijholt (2010), mesmo após explorar algumas possíveis soluções para este problema, como melhoria no processamento do sinal, treinamento e novas tarefas ou instruções, não foi possível alcançar uma ICC que funcionasse para todos usuários, e isto provavelmente acontece porque uma pequena minoria de usuários não é capaz de produzir padrões detectáveis de atividade cerebral, os quais são necessários para o adequado funcionamento da ICC. Segundo Wolpaw et al. (2000) a construção de uma ICC de uso prático depende do desenvolvimento de aplicações adequadas, identificação de grupos de usuários apropriados e atenção cuidadosa às necessidades e desejos de cada usuário.

Um sistema de ICC *online* consiste em uma malha fechada, iniciando com a coleta dos sinais de EEG durante um período de grande concentração, em que o usuário executa mentalmente uma tarefa para gerar os padrões nos sinais de EEG referentes àquela tarefa, posteriormente o algoritmo da ICC processa os dados a fim de detectar tais padrões para então classificá-los ou traduzi-los em algum comando, e por fim, um sinal de retorno *feedback* é enviado para o usuário informando-o se o seu comando mental foi reconhecido pelo algoritmo da ICC (Lotte et al., 2018). O *feedback* é utilizado pois existem evidências de que o controle de uma ICC se torna mais preciso com a apresentação do mesmo para o usuário (Khorshidtalab e Salami, 2011). Normalmente, antes de executar o sistema *online* executa-se uma fase *offline* para realizar o treinamento

do usuário e a calibração do sistema construído (Lotte et al., 2018).

2.3.1 Classificador

Como dito anteriormente, objetivo de uma ICC é converter a atividade cerebral em um comando para um computador ou dispositivo eletrônico (Lotte et al., 2007). Para realizar esta conversão, é necessário utilizar um algoritmo de classificação capaz de reconhecer os padrões da atividade cerebral nos sinais de EEG. Assim, pode-se dizer que uma ICC nada mais é que um sistema de reconhecimento de padrões, cujo desempenho depende da escolha adequada das características extraídas dos dados e do algoritmo de classificação (Wolpaw et al., 2000).

O algoritmo de classificação pode ser considerado como o elemento principal de uma ICC, visto que a saída do classificador afeta diretamente no comportamento da ICC (Khorshidtalab e Salami, 2011). Por isso, durante o desenvolvimento de uma ICC, o maior investimento computacional é voltado para a implementação do classificador. No entanto, quando se está diante de uma extensa quantidade de dados, como no caso de sinais de EEG, faz-se necessário utilizar uma técnica para reduzir a dimensão dos dados antes da etapa de classificação dos sinais. Esta técnica de redução da dimensão de dados é chamada de extração de características, responsável por tornar o processo de classificação menos complexo e com menor custo computacional. Porém, para aplicar esta técnica adequadamente, é necessário saber quais características devem ser extraídas dos sinais e de que maneira elas poderão auxiliar no processo classificação, pois pode acontecer das características extraídas serem redundantes ou não serem distintas o suficientes para os dados disponibilizados (Khorshidtalab e Salami, 2011). Além disso, deve-se considerar a combinação de características, bem como de classificadores, pois tal técnica tem se mostrado bastante eficaz no desenvolvimento de ICC baseadas em sinais de EEG (Khorshidtalab e Salami, 2011).

2.3.2 ICC auditiva

A ICC auditiva apresenta algumas vantagens comparada à ICC visual, tais como (Higashi et al., 2011):

- não necessitar que o indivíduo direcione sua cabeça para a fonte geradora dos estímulos, pois os mesmos podem ser entregues ao indivíduo através de fones ou caixas de som;
- Possibilita a incorporação do estímulo auditivo em músicas ou sons naturais;
- Possibilita o uso por pessoas com CLIS por não necessitar de movimentos musculares, oculares, nem imaginação de movimentos.

Devido às tais vantagens, pesquisadores vêm investindo nesta modalidade de ICC. A Tabela 2.1 apresenta alguns dados dos trabalhos mais relevantes sobre ICCs auditivas binárias com EEG publicados nos últimos anos.

Tabela 2.1: Trabalhos de ICCs auditivas binárias controladas por pacientes saudáveis publicados na literatura nos últimos 10 anos.

Artigo	Estimulação	Resposta	Taxa de acerto (%)	ITR (bits/min)	Análise
Halder et al. (2010)	<i>Beeps</i>	P300	78,5	2,46	<i>offline</i>
Kim et al. (2011)	Senoidal AM	ASSR	84,33	1,12	<i>offline</i>
Hill e Schölkopf (2012)	<i>Beeps</i>	P300*	84,8	4,98	<i>online</i>
Hill et al. (2014)	<i>Beeps</i>	P300**	73	-	<i>online</i>
Hill et al. (2014)	Palavras	P300**	77	-	<i>online</i>
Felix et al. (2015)	Senoidal AM	ASSR	82	1,89	<i>online</i>
Kaongoen e Jo (2017)	Senoidal AM	ASSR	66,68	2,01	<i>offline</i>
Kaongoen e Jo (2017)	<i>Beeps</i>	P300	74,58	4,18	<i>offline</i>
Kaongoen e Jo (2017)	Senoidal AM + <i>beeps</i>	P300 e ASSR	85,33	9,11	<i>offline</i>
Heo et al. (2017)	Senoidal AM	ASSR	74,0	-	<i>offline</i>
Heo et al. (2017)	Natural AM	ASSR	87,67	≈ 1,4	<i>offline</i>
Heo et al. (2017)	Musical AM	ASSR	89,67	≈ 1,5	<i>offline</i>
Heo et al. (2017)	Musical AM	ASSR	88,3	1,73	<i>online</i>
Souza (2018)	Senoidal AM	ASSR	75	2,217	<i>offline</i>
Souza et al. (2018)	Senoidal AM	ASSR	91,67	6,74	<i>offline</i>

Além do P300, foram utilizados os ERPs:

* N100

** N100 e N200.

Os trabalhos baseados em ASSRs utilizaram diferentes métodos de classificação dos sinais de EEG. Kim et al. (2011) classificaram os dados através da distância Euclidiana das médias dos vetores de características, que consistiam nas densidades espectrais de potência nas frequências moduladoras dos estímulos e algumas combinações entre elas. Heo et al. (2017) também utilizaram as densidades espectrais de potência nas frequências moduladoras dos estímulos como características, porém método de análise de discriminantes lineares (LDA) foi responsável pela classificação, assim como em Kaongoen e Jo (2017). Souza (2018) propôs um novo método de classificação baseado na coerência espacial (descrita detalhadamente no Capítulo 3), o classificador modular, comparou seus resultados com os obtidos utilizando classificador contralateral proposto por Felix et al. (2015). Utilizando seu banco de dados, Souza (2018) não conseguiu atingir desempenho similar ao apresentado por Felix et al. (2015), e concluiu que os resultados obtidos utilizando o classificador modular eram superiores, e significativamente diferente, aos resultados apresentados pelo classificador contralateral. O classificador modular também foi utilizado por Souza et al. (2018). Hill e Schölkopf (2012) também tentaram utilizar as ASSRs em seus estudos, porém não conseguiram detectar os efeitos da atenção nas ASSRS em apenas um ensaio, o que é necessário para a construção de uma ICC *online*.

Kim et al. (2011) são considerados os pioneiros no desenvolvimento de uma ICC auditiva *online* baseada em ASSR, porém realizaram um experimento *online* piloto, sem a utilização de *feedback*, com somente um participante, e obtiveram um desempenho de 71,4%. Portanto, os dados apresentados na Tabela 2.1 são os resultados de análises *offline*.

2.3.3 ICC auditiva: Estímulo natural *versus* estímulo artificial

Facilidade de utilização e satisfação do usuário são fatores que devem ser levados em consideração na hora de se implementar uma ICC. Portanto, em ICCs auditivas, os estímulos sonoros deve ser escolhidos cuidadosamente de forma que sejam considerados confortáveis ou que ofereçam o mínimo de estresse auditivo possível ao usuário. Pensando nisso, Zhou et al. (2016) avaliaram os efeitos da utilização de uma música de fundo no desempenho do usuário em manipular uma ICC auditiva. Os resultados mostraram que não há diferença significativa na precisão do classificador utilizado nas duas condições realizadas: sem música de fundo e com música de fundo. Porém, os usuários preferiram realizar as tarefas sob a condição de música de fundo. Visto que não houve uma queda de desempenho da ICC, Zhou et al. (2016) sugeriram a utilização de música de fundo na implementação de ICC para que os usuários se sintam mais confortáveis.

Hill et al. (2014) com o objetivo de construir um sistema de comunicação binária através de uma ICC baseada na atenção seletiva auditiva, propuseram a utilização de estímulos mais naturais e intuitivos (como as palavras "sim" e "não") em vez dos *beeps*, utilizados em estudos anteriores, que são considerados abruptos, abstratos e desagradáveis de se ouvir. Foi realizada uma comparação do desempenho da ICC utilizando os *beeps* e as palavras como estímulos, para cada participante, sendo dois deles portadores da ALS. Os resultados mostraram que o desempenho dos participantes saudáveis ao utilizar a ICC com palavras (77%) não foi significativamente melhor que o desempenho ao utilizar os *beeps* como estímulos (73%). Os dois pacientes com ALS apresentaram desempenho similar ao dos participantes saudáveis. Assim, como não houve redução do desempenho do sistema ao utilizar as palavras como estímulos, os pesquisadores recomendaram a construção de ICC auditivas cujos estímulos sejam palavras de modo que o sistema fique mais agradável e intuitivo para o usuário.

Heo et al. (2017), também pensando no conforto do usuário, propuseram a utilização de sons naturais e musicais como estímulos sonoros a fim de minimizar o estresse auditivo, e assim, aumentar a aceitação do usuário para utilizar a ICC auditiva. Diante disso, os pesquisadores compararam o efeito da atenção seletiva auditiva dos indivíduos em três tipos de sons utilizados como portadoras dos estímulos modulados em amplitude (AM): sons monótonos usados comumente em ICCs auditivas (1kHz e 2,5kHz), sons musicais (violino e piano instrumentais) e sons naturais (som de água escoando e de cigarra cantando). Como moduladora foram utilizadas as frequências de 38Hz (1kHz,

violino e som de água escoando) e de 42Hz (2,5kHz, piano e cigarra cantando). Após realizar o experimento, os voluntários relataram que os estímulos musicais e naturais eram bem mais confortáveis. Além disso, observou-se que o desempenho do classificador utilizado foi significativamente maior utilizando sons musicais (89,67%) e naturais (87,67%) que os sons monótonos convencionais (74%), indicando que, além de tornar o sistema mais ergonômico, a utilização de estímulos musicais e naturais melhoram o desempenho da ICC.

Materiais e Métodos

Este capítulo apresenta de forma detalhada todas as técnicas, materiais e procedimentos utilizados no desenvolvimento deste trabalho.

3.1 A linguagem de programação: Por que *Python*?

*Python*¹ é uma linguagem de programação criada em 1990 por Guido van Rossum (Borges, 2010), e que vem conquistando cada vez mais espaço na comunidade científica. O ápice do crescimento desta linguagem no ramo de neurociência, principalmente nas áreas de neurociência computacional, neuroimagem, análise de dados eletrofisiológicos e psicofísica, ocorreu em 2007 devido à fusão dos pacotes *Numeric* e *Numarray* para formar o *NumPy*² em 2006 (Muller et al., 2015). Hoje, o *NumPy* é considerado o pacote fundamental para computação científica em *Python*.

O *Python* é usado para fornecer uma interface simples e intuitiva com o usuário através bibliotecas gráficas padrões, além de ser possível interagir com *hardware* externo (Muller et al., 2015). Dentre as várias vantagens do *Python*, podemos destacar: é uma linguagem de alto nível, de código aberto, orientada a objetos, multiplataforma e portátil (aplicativos desenvolvidos em *Python* podem ser distribuídos para diversas plataformas diferentes daquela em que os aplicativos foram desenvolvidos, até mesmo se a plataforma receptora dos aplicativos não possuir o *Python* instalado) (Coelho, 2007). A sintaxe do *Python* é simples e clara, o que o torna uma linguagem legível, portanto, considerada de alto nível. Outra vantagem do *Python* é não necessitar de chaves para delimitar blocos, os mesmos são definidos somente por indentação, deixando o código mais fácil de ser entendido.

Python possui uma vasta biblioteca padrão que oferece ferramentas para as mais diversificadas tarefas. O módulo *Tkinter*, por exemplo, é o módulo padrão para criação de interfaces gráficas (GUI), e foi proposto inicialmente seu uso para criação de GUI deste trabalho. Porém, existem vários outros módulos de terceiros para criar GUI em *Python*, que possuem melhor performance, mais recursos e criam interfaces com melhores aparências. Com isso, para dar prosseguimento ao trabalho, foi escolhido um dos maiores módulos de GUI gratuitas para *Python*, o *PyQT*³ que é baseado em *Qt*, um

¹<https://www.python.org/>

²<http://www.numpy.org/>

³<https://wiki.python.org/moin/PyQt>

módulo amplamente utilizado na área científica (Propper e Obermayer, 2013; Zwart e Pipe, 2015) e possui uma vasta documentação disponível.

3.2 Questionário

A primeira parte deste trabalho foi escolher as perguntas que seriam realizadas para os voluntários durante o teste. Assim, formulou-se um questionário solicitando alguns dados dos voluntários, a partir dos quais iria-se elaborar algumas perguntas. Tal questionário encontra-se no Apêndice A deste trabalho.

Com o objetivo de elaborar um questionário que não afetasse o estado emocional do participante, nem gerasse constrangimento ou invadisse a privacidade do mesmo, além das opções de resposta 'sim' e 'não', foi acrescentada a opção '?', para o caso de dúvida ou preferência em não manifestar a resposta. Assim, caso o voluntário marcasse a opção '?' para algum item do questionário, a pergunta formulada com tal item era descartada do grupo de possíveis perguntas para aquele voluntário. Antes de se chegar à última versão do questionário, algumas versões foram criadas e a partir de pesquisas com voluntários, o questionário foi aprimorado.

Perguntas foram elaboradas para cada item do questionário, como por exemplo 'Você está usando calça?' e 'Você comeu banana hoje?', e áudios foram gravados. A partir do questionário digital, apresentado a seguir, foi possível selecionar de forma automática os áudios adequados para cada voluntário durante a realização dos testes.

3.2.1 Questionário digital

O questionário digital foi criado para automatizar a escolha das perguntas a serem realizadas durante os testes. O voluntário preenchia o questionário na forma física (papel) e os dados eram transferidos para o questionário digital. A janela inicial do questionário digital está apresentada na Figura 3.1.

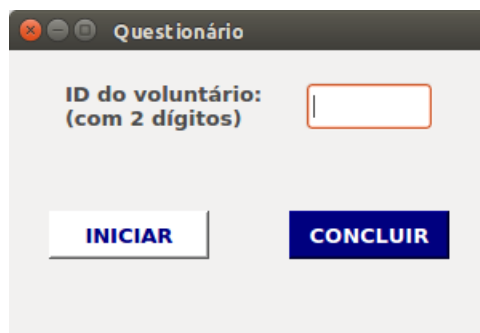


Figura 3.1: Janela inicial do questionário digital.

Na janela inicial, o pesquisador deveria apenas preencher o número de identificação (ID) do voluntário em questão. Ao clicar em 'INICIAR', uma pequena caixa de mensagem abria possibilitando selecionar a resposta dada pelo voluntário para o primeiro item, como mostra a Figura 3.2.

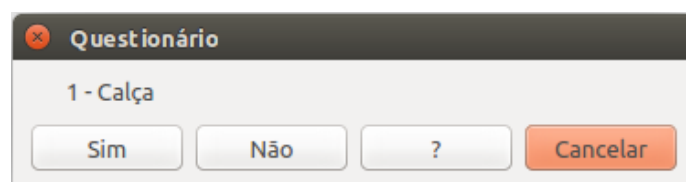


Figura 3.2: Caixa de mensagem do questionário digital.

Ao selecionar a opção desejada, uma nova janela abria-se com o segundo item do questionário, e assim prosseguia até o 26º item. Após preencher os 26 itens, bastava clicar no botão 'CONCLUIR'. Ao concluir o preenchimento, um arquivo de texto era gerado com as respostas do voluntário. Este arquivo foi utilizado para selecionar as perguntas a serem realizadas para cada voluntário durante o teste, lembrando que os itens, cuja resposta foi '?', foram ignorados. O botão 'Cancelar' foi criado para o caso de se desejar cancelar o preenchimento do questionário e retornar à janela inicial.

3.3 O eletroencefalógrafo

O registro dos sinais de EEG foi realizado através do amplificador de sinais biológicos (BrainNet BNT - 36 da EMSA Equipamentos Médicos), com as seguintes configurações: filtro passa-alta de 1Hz, passa-baixa de 100Hz e frequência de amostragem (F_s) de 601,5Hz. O filtro *notch* do equipamento foi mantido desligado pois decidiu-se realizar tal filtragem, digitalmente, após coletar os dados. Um analisador de pacotes (*sniffer*) foi implementado em *Python* para interceptar e registrar os pacotes de dados enviados pelo BrainNet, permitindo assim a análise *online* dos sinais de EEG. O protocolo de comunicação utilizado para estabelecer a comunicação entre o BrainNet e o computador foi o UDP (do inglês, *User Datagram Protocol*), conforme descrito em Ranaudo (2012).

Foram coletados os sinais de 22 eletrodos (prata/cloreto de prata - Ag/AgCl) dispostos no escalpo de acordo com o sistema internacional 10-20, como apresentado na Figura 3.3. O eletrodo terra foi fixado na testa (Fpz) e referência no eletrodo Cz.

3.4 Estimulação

Nesta seção estão descritos os materiais e as técnicas utilizados para geração e reprodução dos estímulos sonoros.

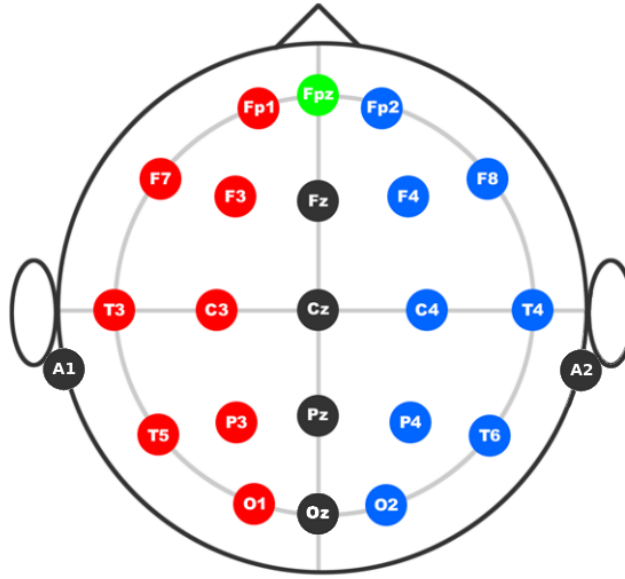


Figura 3.3: Sistema Internacional 10-20 para posicionamento de eletrodos no escalpo (Modificado de Trans Cranial Technologies (2012)).

3.4.1 Os estímulos sonoros

Os estímulos senoidais utilizados para evocar as ASSRs foram os tons senoidais modulado em amplitude (do inglês *sinusoidal amplitude-modulated* - SAM), descrito pelas equações a seguir (Tanaka et al., 2013).

$$c(t) = \sin(2\pi f_c t) \quad (3.1a)$$

$$m(t) = \cos(2\pi f_m t) \quad (3.1b)$$

$$s(t) = A \cdot c(t) \cdot [1 - m(t)] \quad (3.1c)$$

em que f_c e f_m são as frequências portadora e moduladora, respectivamente, t é o tempo em segundos e A é o fator de calibração para obter a intensidade sonora desejada. A frequência de amostragem utilizada foi 44,1kHz.

Os estímulos senoidais foram gerados utilizando 500Hz e 4kHz como frequências portadoras dos estímulos 'não' e 'sim', respectivamente. Para gerar os estímulos naturais (sons de grilos ('não') e vento ('sim')) e musicais (sons de piano ('não') e gaita ('sim')) utilizou-se áudios oriundos da biblioteca *Internet Archive*⁴ como sinal portador do estímulo, em vez da Equação 3.1a. Todos os áudios utilizados possuíam frequência de amostragem de 44,1kHz e as frequências moduladoras foram 31.13Hz, para o estímulo do ouvido esquerdo ('não'), e 39.35Hz, para o estímulo do ouvido direito ('sim').

⁴<https://archive.org/>

O valores das frequências moduladoras foram escolhidos com base nos estudos realizados por Souza (2018). A intensidade sonora foi ajustada para 70dB SPL (do inglês *sound pressure level*) por se tratar de um nível suficientemente audível garantido de estar acima do ruído ambiente.

3.4.2 Os fones de ouvido

Para reproduzir os estímulos para o voluntário utilizou-se o fone de inserção E-A-R Tone 5A (Aearo Technologies), introduzido no canal auditivo por meio de olivas de silicone, como apresentado na Figura 3.4. A calibração dos estímulos para este fone foi realizada utilizando um ouvido artificial (modelo 4152 da Brüel & Kjær) e um microfone modelo 2572 da Larson Davis. Os estímulos foram calibrados para duas intensidades sonoras 70 e 60dB SPL .



Figura 3.4: Fones de inserção.

3.5 Classificador

A seguir estão descritas todas as técnicas utilizadas para implementar o classificador modular utilizado neste trabalho.

3.5.1 Magnitude Quadrática de Coerência

A Magnitude Quadrática de Coerência (do inglês *Magnitude-Squared Coherence* - MSC) mede o grau de dependência linear entre o sinal de saída de um sistema e um sinal de entrada específico (Dobie e Wilson, 1989). Dobie e Wilson (1989) propuseram a utilização da MSC como uma técnica para detecção de potenciais evocados auditivos

e têm sido utilizado em trabalhos recentes sobre ICC auditiva (Felix et al., 2014, 2015; Souza et al., 2018).

Considerando um sistema linear com entrada $x(t)$ (resposta das células ciliadas da cóclea ao estímulo auditivo) e saída $y(t)$ (sinal de EEG), a MSC pode ser calculada por:

$$\gamma_{xy}^2(f) = \frac{|G_{xy}(f)|^2}{G_{xx}(f)G_{yy}(f)} \quad (3.2)$$

em que $G_{xx}(f)$ e $G_{yy}(f)$ são as funções densidades espectrais de potência de $x(t)$ e $y(t)$, respectivamente, e $G_{xy}(f)$ é a função densidade espectral cruzada. O valor de $\gamma_{xy}^2(f)$ pode variar de 0 a 1. De acordo com Dobie e Wilson (1989) a estimativa de $\gamma_{xy}^2(f)$ deve ser realizada através de múltiplos segmentos dos sinais $x(t)$ e $y(t)$ para gerar uma melhor estimativa global da MSC. Assim, tem-se:

$$\widehat{G}_{xy}(f) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i^*(f) Y_i(f) \quad (3.3a)$$

$$\widehat{G}_{xx}(f) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |X_i(f)|^2 \quad (3.3b)$$

$$\widehat{G}_{yy}(f) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2 \quad (3.3c)$$

em que M é o número de segmentos (ou janelas) do sinal, $X_i(f)$ e $Y_i(f)$ são as transformadas de Fourier da i -ésima janela de $x(t)$ e $y(t)$, respectivamente, e $X_i^*(f)$ é o complexo conjugado de $X_i(f)$.

Sabendo que $|X_i^*(f)| = |X_i(f)|$ e considerando que $x(t)$ seja periódico, portanto idêntico em todas as janelas ($|X_i(f)|$ é constante), ao substituir as Equações 3.3 na Equação 3.2 e realizar algumas manipulações algébricas, chega-se à proposta de Dobie e Wilson (1989), de que a MSC para uma determinada frequência f pode ser estimada a partir de $Y_i(f)$, somente, como representado na Equação 3.4.

$$\widehat{\gamma}^2(f) = \frac{|\sum_{i=1}^M Y_i(f)|^2}{M \sum_{i=1}^M |Y_i(f)|^2} \quad (3.4)$$

3.5.2 Coerência espacial

Coerência espacial é uma técnica baseada na MSC e na informação de localização dos eletrodos no escalpo. Tal técnica, proposta por Felix et al. (2014), possibilita localizar a região do cérebro em que se encontram os potenciais de maior amplitude e sincronismo com o(s) estímulo(s) apresentado(s) (Felix et al., 2014, 2015). A Tabela 3.1 mostra os parâmetros de módulo (A) e fase (θ) atribuídos a cada eletrodo do sistema internacional

10-20. Os valores de A e θ foram obtidos do *toolbox* do EEGLAB (Delorme e Makeig, 2004).

Tabela 3.1: Parâmetros de módulo e fase dos eletrodos do sistema internacional 10-20.

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

A Equação 3.5 mostra como os parâmetros dos eletrodos são relacionados com a MSC para calcular a coerência espacial.

$$\kappa_{espacial}(f) = \sum_{i=1}^{ch} \widehat{\gamma}_i^2(f) A_i e^{j\theta_i} \quad (3.5)$$

em que ch é o número de eletrodos utilizados e $\widehat{\gamma}_i^2(f)$ é o valor da MSC para o eletrodo i na frequência f .

3.5.3 Classificador Modular

O classificador modular, utilizado por Souza et al. (2018), faz uso do índice de atenção calculado a partir da coerência espacial das condições, do voluntário, sob atenção e sem atenção (fase de calibração), como indicado pela equação a seguir.

$$Indice\ de\ Atenção = real(\kappa_{espacial}(f)) \quad (3.6)$$

Sendo:

$$\kappa_{espacial}(f) = \sum_{i=1}^{ch} (\widehat{\gamma}_{i(com\ atenção)}^2(f) - \widehat{\gamma}_{i(sem\ atenção)}^2(f)) A_i e^{j\theta_i} \quad (3.7)$$

Como $\kappa_{espacial}(f)$ é um número complexo, o mesmo pode ser representado por um vetor, que por sua vez pode ser decomposto e representado por suas componentes x e y, como mostra a Figura 3.5.

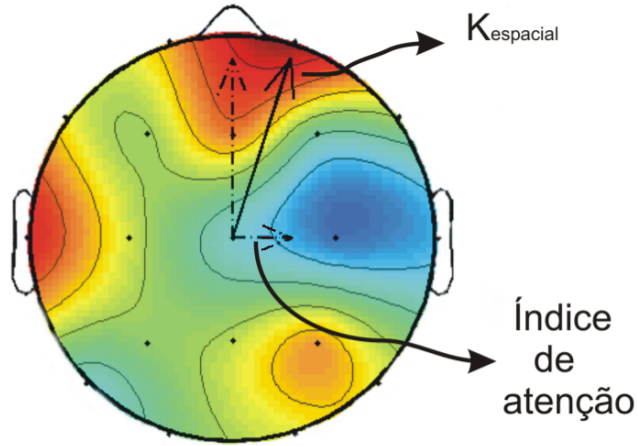


Figura 3.5: Mapa topográfico mostrando a decomposição do vetor $\kappa_{espacial}$ em parte imaginária e parte real (índice de atenção) (Souza, 2018).

O classificador modular, proposto por Souza (2018), analisa o valor absoluto do índice de atenção, ou seja, o módulo da parte real de $\kappa_{espacial}$. A classificação é realizada através da comparação entre os índices de atenção ao estímulo 'sim' (som reproduzido no ouvido direito modulado a 39.35Hz) e ao estímulo 'não' (som reproduzido no ouvido esquerdo modulado a 31.13Hz). A classificação é definida pelo índice de atenção de maior valor absoluto, como mostra o fluxograma da Figura 3.6.

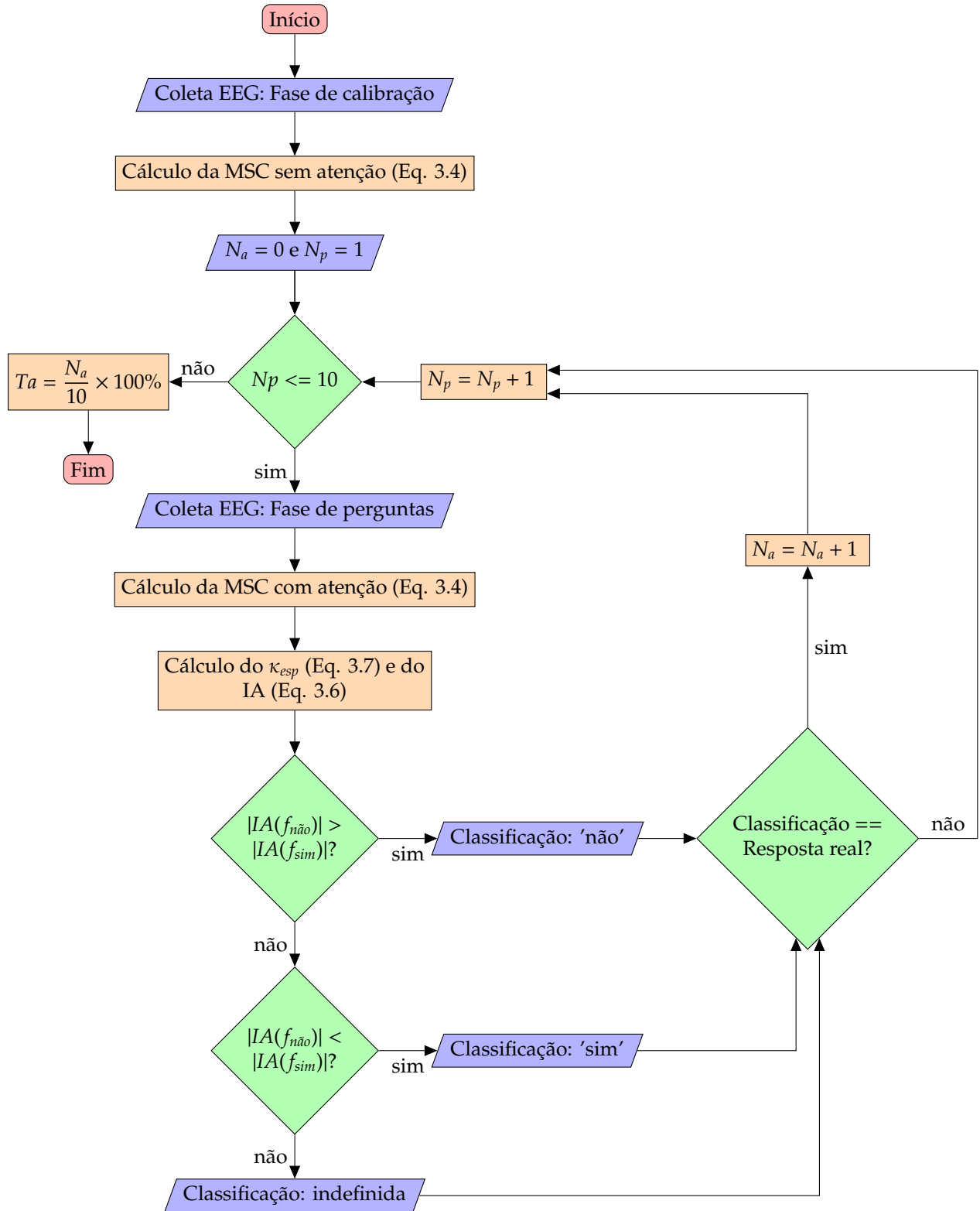


Figura 3.6: Fluxograma do processo de classificação dos sinais de EEG, em que N_a é o número de acertos, N_p é o número de perguntas, $f_{n\tilde{a}o}$ é a frequência moduladora do estímulo 'não' (31,13Hz), f_{sim} é a frequência moduladora do estímulo 'sim' (39,35Hz), IA é o índice de atenção e Ta é a taxa de acerto do média voluntário.

3.6 A interface gráfica

A ICC criada possui 5 blocos fundamentais, como indica a Figura 3.7.



Figura 3.7: Blocos fundamentais da ICC.

Cada bloco possui uma diversidade de parâmetros que precisam ser combinados, testados e analisados detalhadamente para a definição da combinação de parâmetros para os quais a ICC em questão apresentará o melhor desempenho. Alguns parâmetros de cada bloco estão listados a seguir:

- Estimulação: tipo de estimulação (senoidal, natural, musical, *beeps*), modalidade de reprodução dos estímulos (estimulação diódica ou dicótica) e meio de reprodução do som (fones ou caixas de som);
- Pré-Processamento dos dados: filtragem (*notch*, passa-baixa, passa-alta ou passa-faixa), normalização dos dados e extração de características do sinal de EEG.
- Protocolo experimental: fase de treinamento, fase de calibração, tempo de estimulação, número de perguntas e intervalo de tempo entre perguntas;
- Eletrodos: número de eletrodos utilizados e eletrodo de referência;
- Classificador: tipo de classificador (classificador modular, LDA, rede neural, etc), tipo de resposta analisada (ASSR e/ou P300).

Para selecionar alguns dos parâmetros da ICC, uma interface gráfica foi desenvolvida e sua atual versão está apresentada na Figura 3.8.

The screenshot shows a software window titled 'Interface'. The main heading is 'SELECIONE O TIPO DE ESTÍMULO'. There are three columns for selecting stimulus types: 'Senoidal', 'Natural', and 'Musical'. Each column has sub-parameters for carrier frequency, sound source, and intensity. The 'Senoidal' column is currently selected, showing a carrier frequency of 0.5 kHz for the left ear and 4 kHz for the right ear, and an intensity of 70 dB. The 'Natural' column shows 'Grilos' (crickets) for the left ear and 'Vento' (wind) for the right ear. The 'Musical' column shows 'Piano' for the left ear and 'Gaita' (bagpipes) for the right ear. There are also checkboxes for 'Sinais modulados (ASSR)' (checked) and 'Reproduzir beeps (P300)' (unchecked). A 'Seletor de perguntas' (question selector) section includes fields for 'Intervalo entre perguntas (segundos): 5', 'Duração (segundos): 5.1', and 'Número de perguntas: 10'. A 'Seletor de questionário' (questionnaire selector) section includes a 'VOLUNTÁRIO: ID??' field and checkboxes for 'Coletar EEG' (unchecked), 'Feedback' (checked), and 'Reproduzir avisos' (checked). At the bottom, there are 'PLAY' and 'STOP' buttons. The footer text is 'UFMG/UFV/NIAS/Luciana Rita Nicacio'.

Figura 3.8: Interface gráfica para seleção dos parâmetros de estimulação e de coleta dos sinais de EEG.

Como pode ser visto, é possível escolher o tipo de estimulação (senoidal, natural ou musical), bem como a intensidade sonora do estímulo (70dB e 60dB), o tempo de intervalo entre as perguntas, o tempo de estimulação (duração) após a apresentação da pergunta e o número de perguntas a serem realizadas. O botão 'Selecionar questionário' carrega os dados do arquivo gerado pelo questionário digital. O código da interface possui uma função chamada 'Selecionar Perguntas' que lê o arquivo com as respostas do voluntário e escolhe as perguntas que serão realizadas, de acordo com o número de perguntas escolhido para apresentar para o voluntário. A Figura 3.9 mostra a saída da função para o voluntário ID2.

Através dos dados de saída fornecidos pela função, é possível verificar para quais itens o voluntário respondeu 'Sim', 'Não' e '?'. A função embaralha os itens cuja resposta foram 'Sim' e 'Não', e seleciona os cinco primeiros itens para gerar as perguntas durante o teste. Assim, para cada voluntário será gerada um conjunto de 10 perguntas diferentes. Para o voluntário do exemplo, serão geradas perguntas referentes aos itens 20 (arroz), 4 (meia), 24 (feijão), 1 (calça) e 6 (cinto) em que ele deverá responder 'Sim', e para os itens 19 (chocolate), 2 (óculos), 10 (músico), 23 (leite), 5 (relógio) a resposta deverá ser 'Não'. As perguntas selecionadas são agrupadas e novamente embaralhadas para criar uma ordem de apresentação aleatória para o voluntário responder 'Sim' e 'Não', como apresentado na Figura 3.9.

```

Dados do questionário.
Voluntário: ID2
SIM: [ 1  4  6 15 17 20 24 26]
NÃO: [ 2  3  5  7  8  9 10 11 12 13 14 18 19 21 22 23 25]
?: [16]
Questões_SIM: [20, 4, 24, 1, 6]
Questões_NÃO: [19, 2, 10, 23, 5]
Perguntas = [['5' '10' '6' '23' '20' '19' '24' '4' '1' '2']
              ['N' 'N' 'S' 'N' 'S' 'N' 'S' 'S' 'S' 'N']]

```

Figura 3.9: Dados do questionário para o voluntário ID2.

3.7 Voluntários

Este estudo contou com a participação de 20 voluntários com idade entre 19 e 46 anos, dentre os quais 9 eram mulheres. Todos os voluntários declararam possuir audição normal e alguns já haviam participado de experimentos com ICC anteriormente.

3.8 Protocolo experimental

O experimento foi realizado no laboratório NIAS (Núcleo Interdisciplinar de Análise de Sinais) do Departamento de Engenharia Elétrica (DEL) da Universidade Federal de Viçosa (UFV). Os sinais de EEG foram coletados dentro de uma cabine audiométrica enquanto os voluntários eram mantidos sentados em uma cadeira. Antes de iniciar a colocação dos eletrodos, o voluntário recebia as informações necessárias sobre o experimento e de como deveria se comportar durante os testes. Após declarar estar totalmente esclarecido sobre a realização do experimento, o voluntário era solicitado a preencher o questionário e iniciava-se a colocação dos eletrodos. O protocolo experimental foi aprovado pelo comitê de ética local.

Foram realizadas duas sessões de teste para cada voluntário. Em uma sessão foi utilizado o estímulo senoidal e na outra o estímulo musical. A ordem das sessões foi alternada entre os voluntários de forma que metade deles realizou, primeiramente, a sessão com estímulo senoidal. A Figura 3.10 mostra o esquema do protocolo de experimental, cujas etapas estão descritas a seguir.



Figura 3.10: Representação simplificada do protocolo experimental.

- Calibração (duração 34 segundos): Nesta etapa, os dois sons eram apresentados concomitantemente, para o voluntário que deveria realizar a tarefa de ignorar ambos os sons. Para auxiliar a realização de tal tarefa, o voluntário era orientado a cantar mentalmente o Hino Nacional Brasileiro;
- Avisos (duração 30 segundos): Etapa em que o voluntário recebia as orientações de qual estímulo representava a resposta 'sim' (som reproduzido no ouvido direito) e qual representava a resposta 'não' (som do ouvido esquerdo), bem como os sinais sonoros de *feedback* que indicavam se o voluntário havia acertado (focado a atenção no som correto de acordo com a resposta dada no questionário) ou errado;
- Pergunta (duração ≈ 3 segundos): Reprodução do áudio com a pergunta selecionada;
- Foco de atenção (duração 5,1 segundos): Os dois sons eram apresentados para o voluntário durante 5,1 segundos. O voluntário devia focar sua atenção no som que representava sua resposta, 'sim' (ouvido direito) ou 'não' (ouvido esquerdo).
- Classificação (duração ≈ 5 segundos): Os sinais de EEG registrados durante as fases de calibração e de foco de atenção foram filtrados, para retirada da componente de 60Hz da rede elétrica, e então classificados. O classificador está detalhadamente descrito na Seção 3.5;
- *Feedback* (duração 2 segundos): um sinal sonoro era apresentado indicando se o voluntário havia focado corretamente sua atenção no som que representava a resposta real (resposta dada no questionário) para a pergunta realizada.
- Pausa (5 segundos): intervalo entre perguntas.

Os sinais de EEG foram registrados somente durante as fases de calibração e foco de atenção. A primeira sessão e a segunda sessão tiveram duração média de aproximadamente 6 minutos e 5 minutos, respectivamente. Essa diferença foi devido à reprodução de avisos mais simplificados durante a segunda sessão. Como havia um intervalo de descanso de 1 minuto entre as sessões, a duração total do teste foi de 12 minutos. Contando com o tempo necessário para colocação e retirada dos eletrodos, o experimento durou por volta de 30 minutos.

Os sinais de EEG foram coletados de todos os 22 canais mostrados na Figura 3.3, porém a análise dos dados foi realizada somente para um conjunto de eletrodos pré-definido como conjunto ótimo. A escolha desses eletrodos, bem como dos demais parâmetros listados a seguir, se deu a partir dos resultados apresentados por Souza (2018), exceto o canal de referência.

Parâmetros pré-definidos para o teste *online*:

- Referência: Cz;

- Combinação de eletrodos: F7, Fp1, F3, F8, Fp2 e F4;
- Sinal analisado: três janelas de 1024 amostras ($\approx 5,1s$ de sinal);
- N° de perguntas realizadas: 10;
- Intervalo entre perguntas: 5s.

O canal de referência foi alterado por causa da técnica (MSC) utilizada para classificação dos sinais, que considera o canal Cz como referência. O eletrodo F3 também foi acrescentado no conjunto de eletrodos ótimo sugerido por Souza (2018) para se obter uma rede de eletrodos simétrica (ver Figura 3.3).

3.9 Medidas de desempenho da ICC

A eficiência de uma ICC pode ser medida através da taxa de acerto média (Ta), que consiste da relação entre o número de classificações corretas e o número total de classificações, e da taxa de transferência de informação que depende da velocidade de comunicação (B) (definida como o número de bits transmitido por ensaio) e do número de comandos por minutos (s), como explicitado pela Equação 3.8.

$$B = \log_2 N + Ta \log_2 Ta + (1 - Ta) \log_2 \left(\frac{1 - Ta}{N - 1} \right) \quad (3.8a)$$

$$s = \frac{60 \times Fs}{M \times N_j} \quad (3.8b)$$

$$ITR = B \times s \quad (3.8c)$$

em que N é número de classes (no caso de ICC binária, $N = 2$), Ta é a taxa de acerto média, Fs é a frequência de amostragem, M é o número de janelas utilizado para cada classificação e N_j é o número de amostras do sinal de cada janela.

Resultados e Discussões

4.1 Tipo de estímulo: senoidal *versus* musical

Nesta análise, foram utilizados os resultados do teste *online*, cujas configurações estão descritas no final da Seção 3.8.

O desempenho dos voluntários em cada sessão do teste está representado na Figura 4.1. A taxa de acerto média global para os estímulos senoidal e musical foi de 48% e 61%, respectivamente, enquanto a ITR média global foi de 0.806 *bits/min* para a estimulação senoidal e 1.376 *bits/min* para a musical.

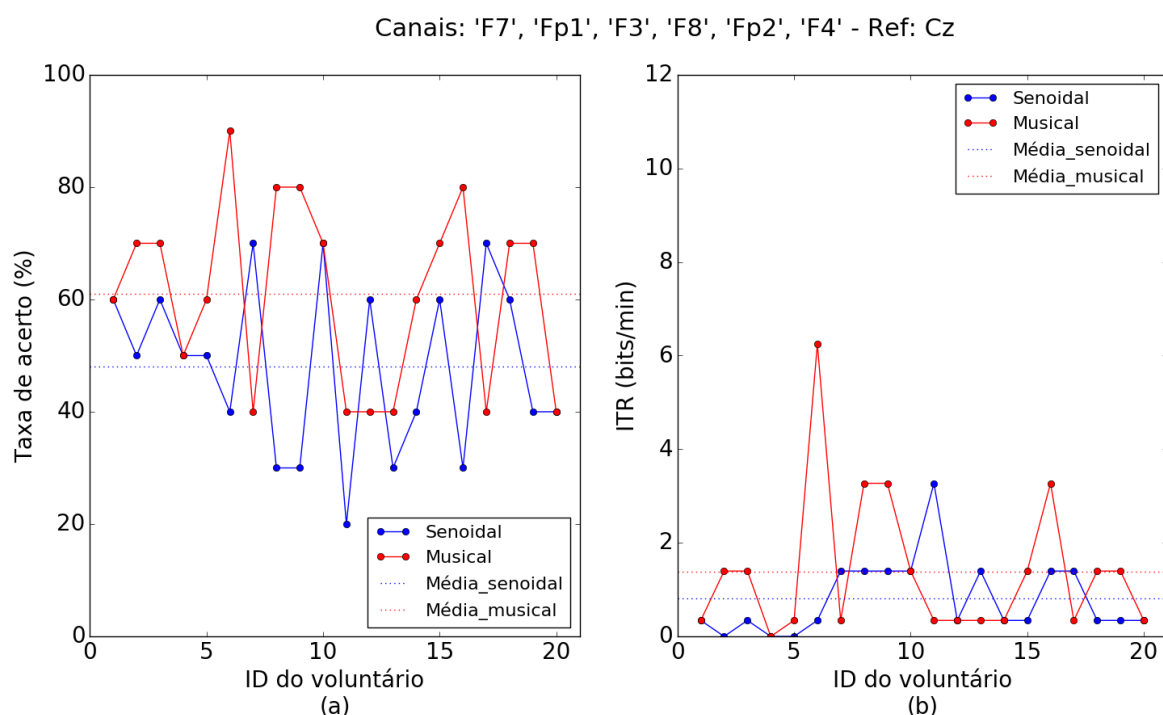


Figura 4.1: Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários durante o teste *online*.

Analisando a Figura 4.1(a) observa-se que os voluntários 1, 4, 10 e 20 apresentaram a mesma taxa de acerto média para ambos os tipos de estimulação. Já os voluntários 7, 12

e 17 apresentaram melhor taxa de acerto média para a estimulação senoidal, enquanto para os demais voluntários observa-se o comportamento oposto. O desempenho máximo foi obtido pelo voluntário ID6 apresentando $Ta = 90\%$ e $ITR = 6,25 \text{ bits/min}$ com a estimulação musical. Já para a estimulação senoidal, o desempenho máximo de 70% foi obtido pelos voluntários ID7, ID10 e ID17, apresentando $ITR = 1,45 \text{ bits/min}$.

A Figura 4.2 compara a taxa de acerto para os dois tipos de estimulação através do *boxplot*.

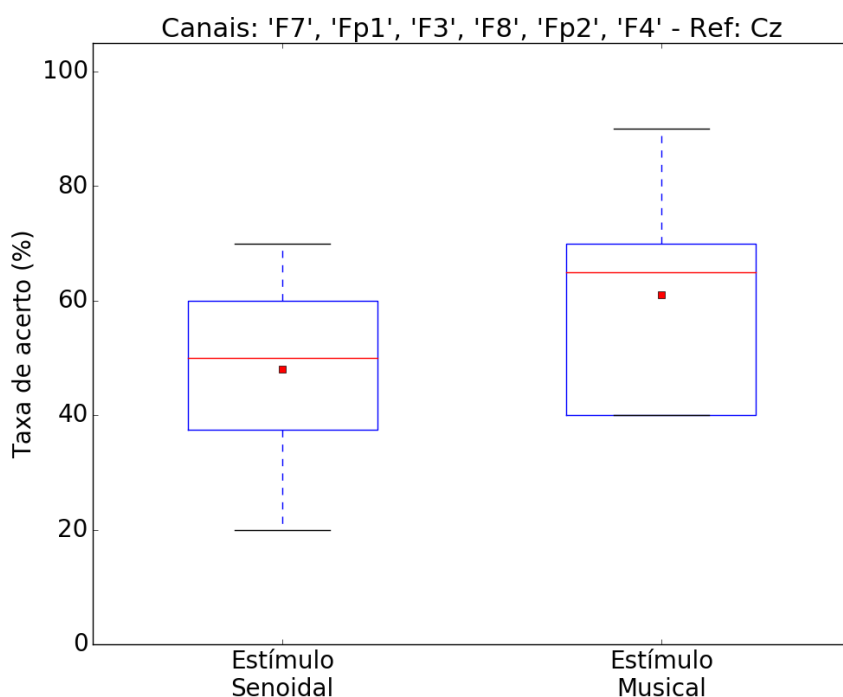


Figura 4.2: Boxplot: variação da taxa de acerto de acordo com o tipo de estimulação (senoidal ou musical).

A análise via *boxplot* permite visualizar de forma rápida a distribuição das taxas de acertos dos voluntários. O pequeno quadrado vermelho indica a média de cada tipo de estimulação, 48% e 61% para os estímulos senoidal e musical, respectivamente. A linha vermelha indica a mediana dos dados, ou seja, para o estímulo senoidal, metade dos voluntários obteve uma taxa de acerto média igual ou superior à 50% , enquanto para o estímulo musical, metade dos voluntários apresentou taxa de acerto média igual ou superior à 65% . Nota-se também que os valores mínimo e máximo da taxa de acerto média dos voluntários para o estímulo senoidal foram de 20% e 70% , respectivamente, e 40% e 90% para o estímulo musical. É possível observar também que não houve *outliers*.

Por meio da Figura 4.2 é possível observar que os dados da taxa de acerto para o estímulo musical não tendem a seguir uma distribuição normal. Para comprovar tal suposição, realizou-se o teste de Shapiro-Wilk nas duas amostras de dados de taxa de acerto, para o estímulo senoidal e para o estímulo musical, obtendo p-valores de 0,12 e 0,017, respectivamente. Assim, considerando um nível de significância $\alpha = 5\%$, rejeita-se a hipótese nula de que as amostras da taxa de acerto para o estímulo musical possuem distribuição normal. O mesmo aconteceu para os dados da ITR de ambos os estímulos, o teste Shapiro-Wilk retornou p-valores iguais a $2,50e^{-4}$ e $1,10e^{-4}$ para os dados da ITR dos estímulos senoidal e musical, respectivamente. Logo, para comparar os dados dos dois grupos, deve-se utilizar um teste não paramétrico, como o teste de Wilcoxon que além de não fazer a suposição de normalidade dos dados é válido para amostras pareadas, que é o caso em questão, visto que todos os voluntários realizaram ambos os testes, com estimulação senoidal e musical.

O teste de Wilcoxon retornou um p-valor igual a 0,045 ao se comparar os dados da taxa de acerto do estímulo senoidal com os do estímulo musical. Considerando novamente um nível de significância $\alpha = 5\%$, pode-se dizer que existe diferença significativa entre as taxas de acerto médias dos voluntários para os dois tipos de estimulação. Comparando-se a ITR, obteve-se $p = 0,093$, indicando que não há diferença significativa entre os valores de ITR calculados para os grupos analisados.

4.2 Canal de referência: Cz versus Oz

Para verificar se desempenho do classificador não foi afetado ao utilizar a referência Cz em vez de Oz, foi realizada uma análise *offline* em que os sinais de EEG foram manipulados de forma a ter o eletrodo Oz como referência. A Figura 4.3(a) mostra que as taxas de acerto médias globais alteraram para 49% e 54,5% para os estímulos senoidal e musical, respectivamente. Analisando a Figura 4.3(b), observa-se um significativo aumento de ITR nula, isso foi devido à grande ocorrência de $Ta = 50\%$ para muitos voluntários, resultando em $B = 0$ na Equação 3.8. Consequentemente, houve uma queda no valor médio global da ITR, obtendo 0,563 *bits/min* e 0,796 *bits/min*.

Aplicando-se o teste de Shapiro-Wilk nas amostras de taxa de acerto, comprovou-se com p-valores iguais a 0,100 e 0,187 para os estímulos senoidal e musical, respectivamente, que a distribuição das mesmas podem ser consideradas Gaussianas, para $\alpha = 5\%$. O mesmo não pôde ser concluído para os dados da ITR, com p-valores iguais a $2,66e^{-5}$ e $1,23e^{-4}$ rejeitou-se a hipótese nula de que os dados provém de uma distribuição normal. Aplicando o teste t de *Student* pareado para a taxa de acerto, concluiu-se que não há diferença significativa entre as médias dos dois grupos ($p = 0,077$). Através do teste de Wilcoxon foi possível verificar também que as distribuições das ITRs não se diferem significativamente ($p = 0,461$). Portanto, utilizando a referência Oz, pode-se dizer que, estatisticamente, não houve diferença no desempenho da ICC ao utilizar estimulação musical.

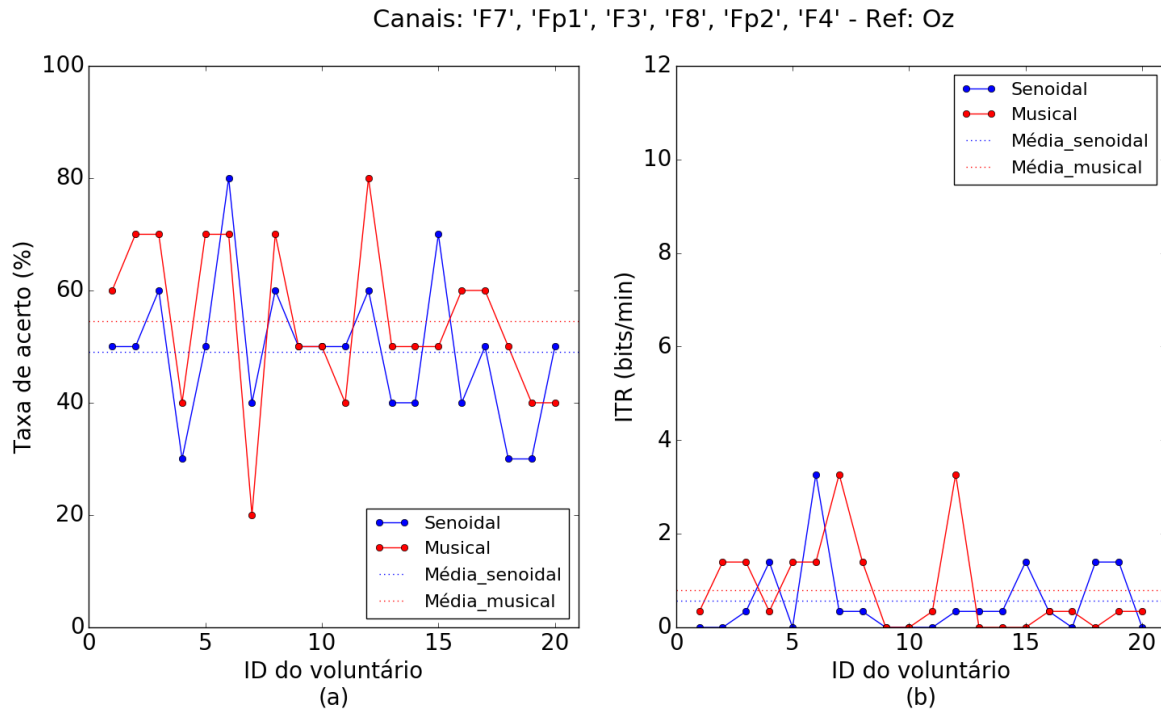


Figura 4.3: Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários, utilizando o eletrodo Oz como referência dos sinais de EEG.

Análises similares foram realizadas utilizando a rede de eletrodos original de Souza (2018) (F7, Fp1, F8, Fp2 e F4), a fim de verificar se a inclusão do canal F3 estaria afetando o desempenho do classificador. Observou-se que a retirada de F3 não resultou em uma melhora da taxa de acerto média, tampouco da ITR média.

Comparando-se as taxas de acerto do estímulo senoidal de referência Oz com as de referência Cz apresentadas na Seção 4.1, constatou-se através do teste *t* de *Student* que a alteração do canal de referência dos sinais de EEG não gerou diferença significativa ($p = 0,823$) nas taxas de acerto dos voluntários. O mesmo foi observado para o estímulo musical utilizando o teste de Wilcoxon ($p = 0,083$), haja vista que as amostras da taxa de acerto para o estímulo musical de referência Cz não possuíam distribuição normal.

4.3 Análise de redes de eletrodos

O protocolo experimental utilizado por Souza et al. (2018) é bastante similar ao utilizado neste trabalho, e os resultados apresentados naquele trabalho são bastante animadores, $Ta = 91,67\%$ e $ITR = 6,74 \text{ bits/min}$. Porém tal trabalho foi publicado após o início deste experimento, por isso não adotou-se inicialmente a rede de eletrodos proposta. Logo, decidiu-se realizar uma análise *offline* com os eletrodos (C3, P3, F8, P4 e O2) que compõem a rede sugerida no trabalho em questão.

A Figura 4.4 mostra a taxa de acerto e a ITR de cada um dos 20 voluntários. Os estímulos senoidal e musical apresentaram taxas de acerto médias globais iguais a 47% e 50,5%, respectivamente, enquanto a ITR foi de 0,958 *bits/min* e 0.796 *bits/min*.

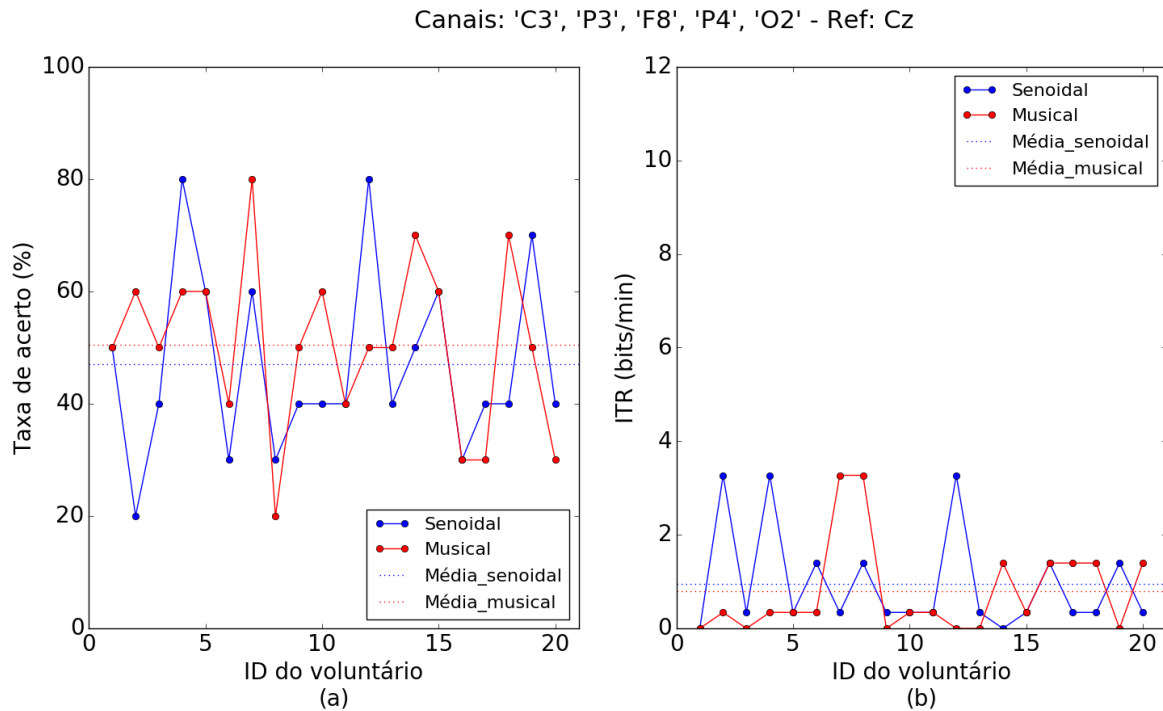


Figura 4.4: Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR média dos vinte voluntários, utilizando o eletrodo Cz como referência dos sinais de EEG.

O teste *t* de *Student* mostrou que não há diferença significativa entre as taxas de acertos ($p = 0,384$), o mesmo foi concluído para as ITRs com o teste de Wilcoxon ($p = 0,729$), dos estímulos analisados.

Os dados apresentados são da análise dos dados com referência Cz, diferente da adotada por Souza et al. (2018) que utilizou a referência Oz. Porém, re-referenciando os sinais de EEG para o canal Oz não se observou melhora significativa de desempenho: $Ta = 52\%$ para o estímulo senoidal ($p = 0,425$ para o teste *t* de *Student*) e $Ta = 48,5\%$ para o estímulo musical ($p = 0,624$ para o teste *t* de *Student*), mostrando que, para esta combinação de eletrodos, o canal de referência adotado (Cz ou Oz) também não interferiu significativamente no desempenho do classificador, considerando o mesmo tipo de estimulação. Foi possível observar que, para esta rede de eletrodos, também não houve melhora significativa do desempenho ao utilizar a estimulação musical com a referência Oz, $p = 0,477$ para o teste *t* de *Student*.

4.4 Análise de preferência de estímulo

Nesta análise verificou-se se os voluntários apresentaram preferência a um determinado som, ou seja, se prestaram mais atenção a este som mesmo devendo focar a atenção no som concorrente. Um número de classificações incorretas do 'sim' significativamente maior que a do 'não', sugere que houve uma preferência dos voluntários para o som que representava o 'não', ou vice-versa. Para esta análise, utilizou-se os dados do teste *online*.

A Figura 4.5 mostra as classificações incorretas do 'não' e do 'sim' para cada voluntário ao utilizar a estimulação senoidal, cujas médias foram 2,5 e 2,7, respectivamente. Para o voluntário ID2, por exemplo, das 5 respostas que deveriam ser classificadas com 'não', 2 foram classificadas incorretamente, enquanto para as 5 respostas 'sim', 3 foram classificadas como 'não', fazendo com que o voluntário obtivesse uma taxa de acerto média de 50% para o teste utilizando a estimulação senoidal.

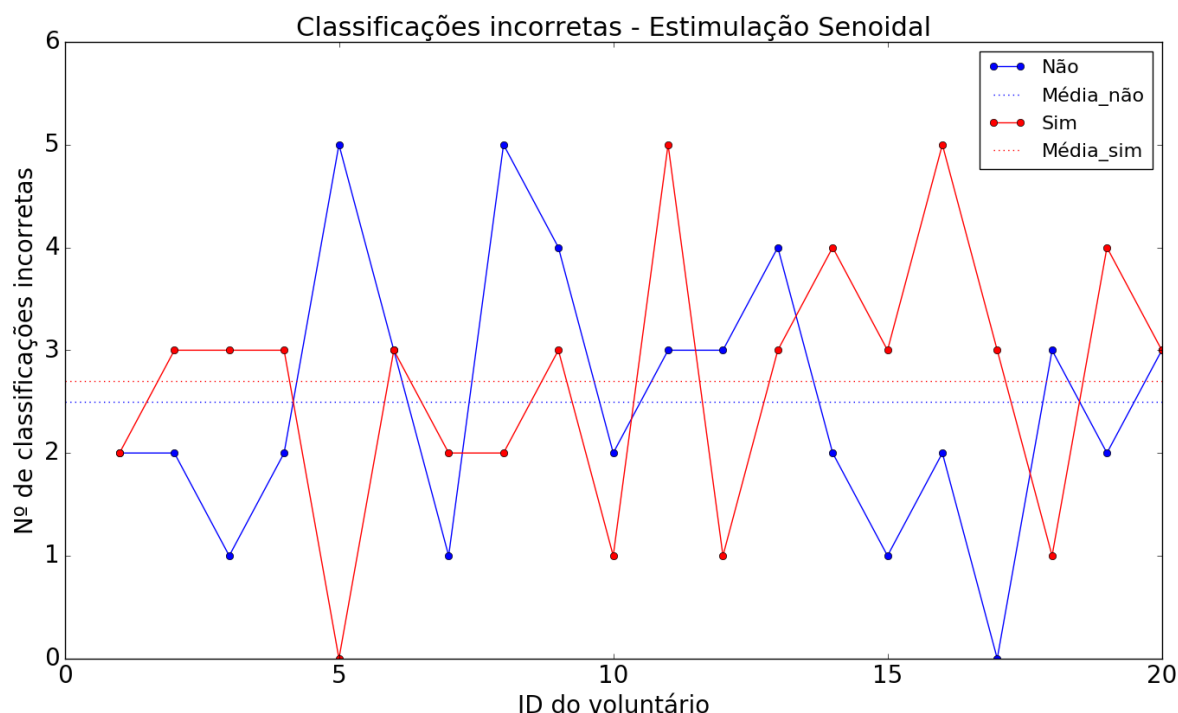


Figura 4.5: Número de classificações incorretas para cada voluntário utilizando o estímulo senoidal.

Aplicando o teste de Shapiro-Wilk nas duas amostras de classificações incorretas, concluiu-se que ambas possuíam distribuição normal, $p = 0,218$ ('não') e $p = 0,109$ ('sim'). Assim, através do teste t de *Student* pareado comprovou-se que não há diferença significativa entre as médias das duas amostras ($p = 0,677$).

Similarmente, a partir da Figura 4.6 observa-se que a média de classificações incorretas para o 'não' e para o 'sim', ao utilizar a estimulação musical, foi de 1,9 e 2,0,

respectivamente.

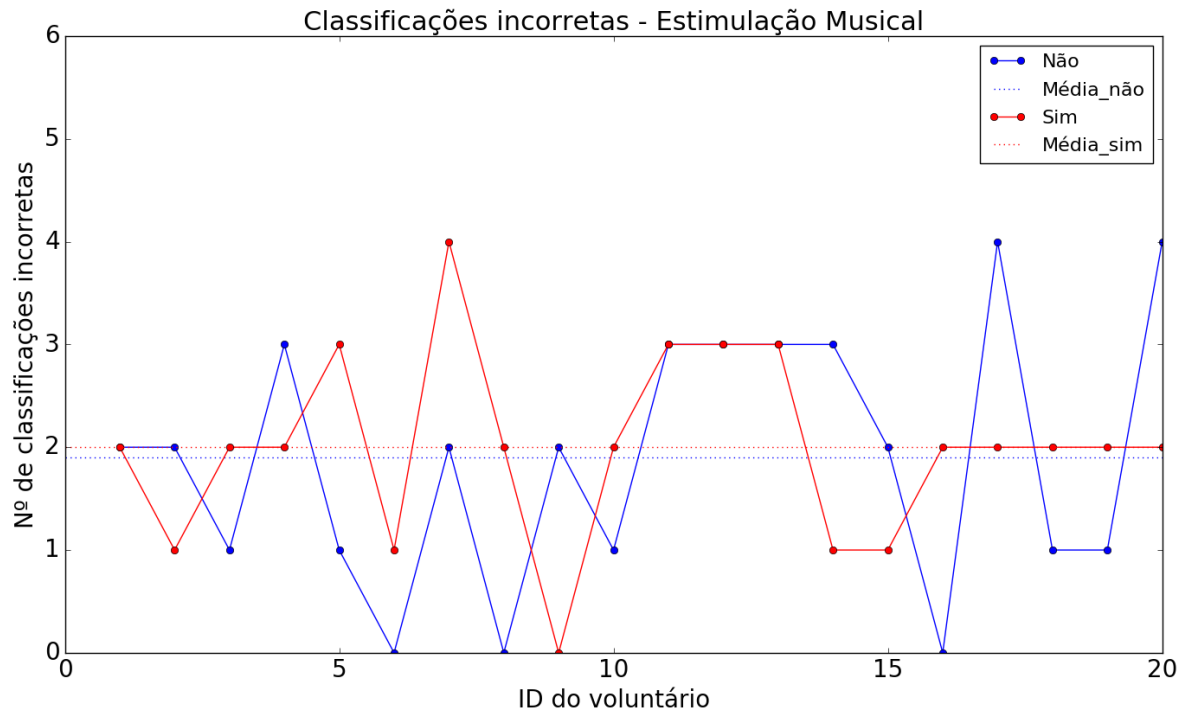


Figura 4.6: Número de classificações incorretas para cada voluntário utilizando o estímulo musical.

Aplicando o teste de Wilcoxon para comparar as duas amostras de classificações incorretas, haja vista que rejeitou-se H_0 no teste de Shapiro-Wilk para as amostras das classificações incorretas do 'sim' ($p = 0,048$), obteve-se um p-valor igual a 0,811, indicando que, estatisticamente, não há diferença entre as distribuições das duas amostras.

4.5 Análise da ordem de aplicação dos testes

Para verificar se a ordem da apresentação do tipo de estimulação influenciou nos resultados, separou-se os voluntários em dois grupos:

- Grupo A: voluntários que iniciaram os testes com estimulação musical \Rightarrow 1ª sessão: musical e 2ª sessão: senoidal \Rightarrow voluntários com ID ímpares;
- Grupo B: voluntários que iniciaram os testes com estimulação senoidal \Rightarrow 1ª sessão: senoidal e 2ª sessão: musical \Rightarrow voluntários com ID pares.

Nesta análise também foram utilizados os dados do teste *online*.

Comparando-se o desempenho dos voluntários do grupo A com os do grupo B para o mesmo tipo de estimulação, notou-se que utilizando a estimulação senoidal as médias globais da taxa de acerto foi de 49% e 47% enquanto a ITR média global foi de

1,022 *bits/min* e 0,59 *bits/min* para os grupos A e B, respectivamente, como ilustrado na Figura 4.7.

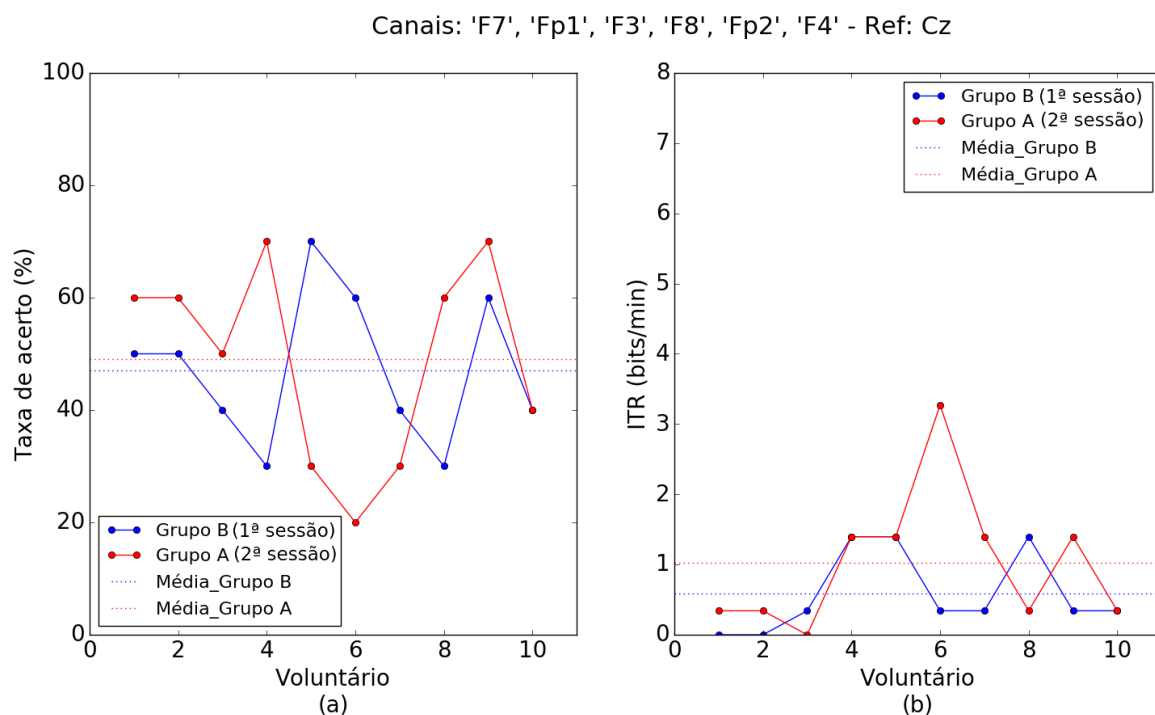


Figura 4.7: Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR para os dez voluntários de cada grupo utilizando a estimulação senoidal.

Visto que, para esta análise, as amostras não são pareadas pois estamos comparando dois grupos com diferentes voluntários, utilizou-se o teste de Mann-Whitney e verificou-se que, apesar das médias da taxa de acerto e da ITR serem maiores para o grupo A, não há diferença significativa entre as taxas de acerto ($p = 0,379$) nem entre a ITR ($p = 0,141$) dos dois grupos. Indicando que a ordem da apresentação dos estímulos não influenciou no desempenho dos voluntários em realizar a tarefa de focar a atenção no estímulo senoidal.

A Figura 4.8 mostra os resultados para a estimulação musical. Vê-se novamente que o desempenho médio dos voluntários, 57% (grupo A) e 65% (grupo B), foi maior na segunda sessão. O mesmo aconteceu com a média da ITR, 0,951 *bits/min* (grupo A) e 1,8 *bits/min* (grupo B). Porém, as diferenças não são estatisticamente significantes, visto que o teste de Mann-Whitney retornou um p-valores iguais a 0,138 para a taxa de acerto e 0,210 para a ITR.

Com esta análise foi possível notar que o desempenho dos voluntários é sempre maior, porém não estatisticamente significativo, na segunda sessão de teste, independente do tipo de estimulação.

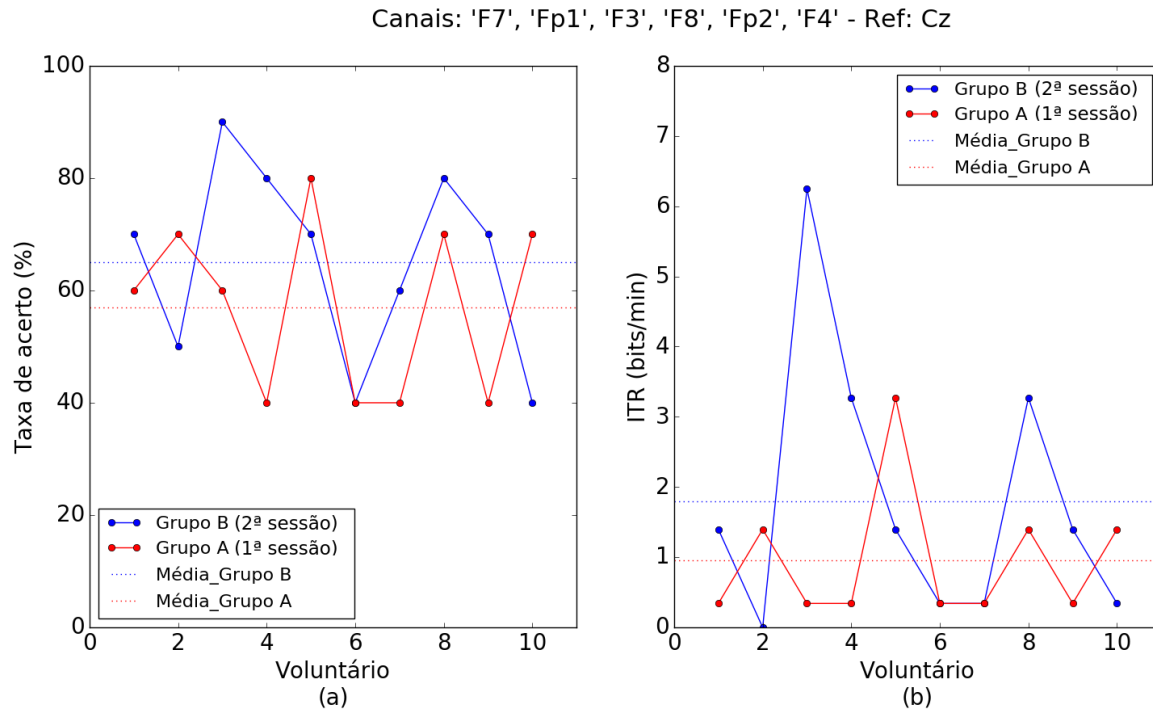


Figura 4.8: Variação da (a) taxa de acerto média e da (b) ITR para os dez voluntários de cada grupo utilizando a estimulação musical.

4.6 Discussões finais

Apesar da ICC *online* desenvolvida neste trabalho ter apresentado desempenho inferior ($Ta = 61\%$ e $ITR = 1,376 \text{ bits/min}$) ao apresentado por Heo et al. (2017) ($Ta = 88,3\%$ e $ITR = 1,73 \text{ bits/min}$), considerando a estimulação musical, os resultados apresentados na Seção 4.1 corroboram com os resultados do estudo de Heo et al. (2017) de que a utilização de estímulo musical pode melhorar o desempenho da ICC.

O desempenho da ICC *online* para a estimulação senoidal ($Ta = 48\%$ e $ITR = 0.806 \text{ bits/min}$) foi bastante inferior aos dos trabalhos similares que utilizaram os dados da coerência espacial no classificador de ASSRs evocadas também por estímulos senoidais (Felix et al., 2015; Souza, 2018; Souza et al., 2018) (ver Tabela 2.1). Felix et al. (2015) atingiram taxa de acerto e ITR iguais a 82% e $1,89 \text{ bits/min}$, respectivamente, utilizando estímulos senoidais AM, janelas de $10,21 \text{ s}$ de sinal, referência Oz e a rede de eletrodos era composta por T3, F3, P3, O1, T4, P4, O2, Fz e Pz. Enquanto Souza et al. (2018) atingiram $Ta = 91,67\%$ e $ITR = 6,74 \text{ bits/min}$, usando também estimulação senoidal AM, referência Oz, porém tamanho de janelas de $5,1 \text{ s}$ de sinal e combinação de eletrodos (C3, P3, F8, P4, O2), além de terem utilizado uma técnica de rejeição de artefatos. Os resultados aqui apresentados foram inferiores até mesmo aos apresentados por Souza (2018), que conseguiram $Ta = 75\%$ e $ITR = 2,217 \text{ bits/min}$, tendo como únicas diferen-

ças o canal referência adotado (Oz) e um canal (F3) a menos na rede de eletrodos (F7, Fp1, F8, Fp2 e F4). Comparando-se os três trabalhos citados, que utilizaram a coerência espacial, nota-se que as redes de eletrodos adotadas por eles são bastante distintas, evidenciando que a rede de eletrodos ótima altera-se de acordo com o banco de dados utilizado. Acredita-se que este seja o principal motivo pelo qual não se alcançou resultados similares aos apresentados por Souza et al. (2018), como demonstrado na Seção 4.3.

Diferente de tais trabalhos que utilizaram a coerência espacial, este estudo não apresentou para o voluntário a dica inicial de qual estímulo deveria receber o foco de atenção. O voluntário deveria, por si só, decidir qual era o estímulo a ser focado, baseado nos dados que havia fornecido no questionário, ou seja, foi um teste subjetivo. Este é outro fator que pode ter afetado a taxa de acerto deste estudo, e portanto deve ser investigado. Supõe-se que alguns voluntários possam ter confundido os estímulos de 'sim' e 'não', visto que os mesmos foram definidos somente uma vez no início do teste, além da instrução verbal concedida antes da realização do teste, de que o estímulo do ouvido direito corresponderia sempre ao 'sim' e o do ouvido esquerdo, o 'não', ademais, deve-se levar em consideração que muitas pessoas confundem o lado direito do corpo com o esquerdo. Assim, sugere-se a realização de uma fase inicial para memorização dos estímulos 'sim' e 'não' e adaptação do voluntário ao protocolo experimental, assim como foi implementado por Kim et al. (2011) e Kaongoen e Jo (2017).

Os desempenhos do sistema obtido até o momento ($Ta = 48\%$ e $ITR = 0.806 \text{ bits/min}$) também são bem inferiores aos dos demais trabalhos que utilizaram outras abordagens para detectar as ASSRs evocadas por estímulos senoidais (ver Tabela 2.1). Porém, deve-se levar em consideração que Kim et al. (2011), Kaongoen e Jo (2017) e Heo et al. (2017), em análise com ASSR apenas, atingiram desempenhos de 84,33%, 66,68% e 74%, respectivamente, com análises *offline*, e é de se esperar que em análises *offline*, melhores níveis de desempenho sejam alcançados, pois é possível analisar vários parâmetros e técnicas e selecionar os melhores resultados para o banco de dados em questão. Além disso, no teste *online* realizado por Heo et al. (2017), cujo desempenho foi de 88,3% utilizando estimulação musical, foram selecionadas diferentes características para cada voluntário, com base nos melhores resultados que cada voluntário apresentou na análise *offline*. Isto indica que, mesmo realizando a mesma tarefa, os padrões cerebrais se diferem para cada indivíduo, justificando assim, que para se obter um bom desempenho na operação da ICC, deve-se atentar para a individualidade de cada participante, selecionando as melhores características de seus sinais de EEG, o que não foi realizado no presente trabalho. Além disso, assim como nos trabalhos com coerência espacial, os participantes de tais estudos receberam dicas, às vezes auditiva e às vezes visual (através de um monitor), de qual estímulo deveria ser focado.

Os trabalhos que realizaram testes sem a dica de qual estímulo deveria ser focado foram os de Hill e Schölkopf (2012) e Hill et al. (2014). O primeiro incluiu, ao final dos blocos de teste com a dica, um bloco em que o indivíduo poderia escolher em

qual estímulo iria focar a atenção e, segundos antes de realizar a tarefa, ele deveria escrever no papel qual era sua escolha. Os resultados mostraram que o desempenho dos voluntários não foi significativamente menor que nos blocos com dicas realizados anteriormente. O segundo trabalho foi realizado com dois pacientes diagnosticados com ALS após os testes com indivíduos saudáveis terem apresentado bons resultados (dados apresentados na Tabela 2.1). Este estudo com pacientes com ALS foi realizado utilizando os estímulos com palavras. Assim, primeiramente, realizou-se testes com a tal dica para se obter dados para treinar o classificador, e depois foram realizadas perguntas simples como 'Você nasceu em Nova Iorque?', 'Hoje é segunda-feira?' e 'Você tem um neto?'. O primeiro paciente acertou 8 das 9 perguntas realizadas (89%), enquanto o segundo paciente acertou 32 das 40 perguntas (80%). Porém, ambos os estudos utilizaram o P300, e outros ERPs, em vez das ASSRs, além de terem realizado, inicialmente, sessões de teste com as dicas para obterem dados para treinar o classificador. Assim, pode-se considerar que em tais trabalhos também houve uma fase de treinamento dos voluntários para memorização dos estímulos e adaptação do protocolo experimental.

Kim et al. (2011) utilizaram caixas de som para reprodução dos estímulos, assim os dois estímulos alcançavam os dois ouvidos, porém, diferentemente da estimulação diótica, em que ambos os estímulos são reproduzidos nos dois fones de ouvido, os estímulos reproduzidos por caixas de som se diferenciavam devido à sua localização espacial e esta informação espacial também era processada pelo cérebro do indivíduo. Isto pode ter facilitado a tarefa de focar a atenção no som desejado, visto que no cenário em que o ser humano está acostumado a ativar sua atenção seletiva auditiva durante o conhecido efeito coquetel, os sons chegam aos dois ouvidos e as fontes dos mesmos estão espacialmente separadas. Neste caso convém questionar, será que a modalidade de estimulação dicótica (um estímulo em cada ouvido) comumente utilizada nos estudos é a mais adequada para descartar a realização de uma fase de treinamento por considerar que a ASA é uma habilidade natural do ser humano? Diante disso, deve-se levar em consideração a criação de estímulos 3D a partir de filtros capazes de adicionar informação espacial virtual aos estímulos, como proposto por Algazi et al. (2001) e sugerido por Dong et al. (2017) para construção de ICCs práticas. Assim, os estímulos poderão ser reproduzidos em ambos os ouvidos, através de fones de ouvidos, e ainda fornecerão ao usuário a sensação de serem oriundos de fontes de diferentes localizações ao seu redor.

O fato do melhor desempenho apresentado pelo sistema até agora ser baixo (61%) encoraja a ideia de incorporar outras respostas auditivas, como o P300, no sistema, visando melhorar o desempenho similarmente como aconteceu com Kaongoen e Jo (2017) (ver Tabela 2.1). Com isso, supõe-se que desempenho do novo sistema será similar ou superior ao de Kaongoen e Jo (2017), visto que eles utilizaram estimulação senoidal para evocar as ASSRs, e como comprovado pelos resultados do presente trabalho e do estudo de Heo et al. (2017), o uso de estimulação musical garante uma

maior precisão na classificação dos sinais de EEG. Além disso, deve-se levar em consideração que os estímulos musicais utilizados (piano e gaita) reproduziam diferentes melodias, e segundo Heo et al. (2017) isso pode confundir o voluntário. Com isso, estes pesquisadores levantaram a hipótese do desempenho do sistema melhorar com reprodução da mesma melodia, porém com diferentes instrumentos (dueto musical). Assim, espera-se que a combinação do classificador de ASSRs já implementado (classificador modular) com um classificador de P300 (a se definir) e a implementação do dueto musical como estimulação possam proporcionar maiores taxas de acerto para os voluntários, e consequentemente maiores ITRs. Como relatado por Kaongoen e Jo (2017), a vantagem da ICC híbrida (usando ASSR e P300) é que ela contempla tanto os usuários que apresentam melhor desempenho quando utilizam ICCs baseadas em P300, quanto os que apresentam melhores desempenho em ICCs baseadas em ASSR.

Conclusões

5.1 Considerações gerais

O desejo de desenvolver uma ICC de uso prático têm reunido profissionais das mais diversas áreas como neurocientistas, engenheiros, médicos, cientistas da computação, psicólogos, entre outros. Com a atenção voltada para os pacientes com CLIS, muitos desses profissionais vêm trabalhando com o intuito de criar um sistema de comunicação binária a fim de reestabelecer um meio de comunicação com tais pacientes, que apesar de não apresentarem reações através de movimentos musculares, possuem suas atividades cognitivas intactas. Diante disso, este estudo visa reunir as melhores contribuições dos trabalhos publicados na literatura para implementar tal ICC de uso prático.

O desenvolvimento desta primeira parte do trabalho permitiu concluir que o *software* implementado em *Python* foi capaz de gerar os estímulos sonoros e, concomitantemente, realizar a comunicação direta entre o computador e o eletroencefalógrafo para registrar os sinais de EEG. O protocolo UDP utilizado para realizar a comunicação funcionou adequadamente durante todos os testes, permitindo assim a realização do teste *online*.

A partir dos resultados apresentados na Seção 4.1, foi possível concluir que, utilizando a rede de eletrodos F7, Fp1, F3, F8, Fp2 e F4 e a referência Cz para os sinais de EEG, o desempenho dos voluntários ao utilizarem a estimulação musical ($Ta = 61\%$ e $ITR = 1,376 \text{ bits/min}$) foi melhor ($p = 0,045$) que o desempenho apresentado para a estimulação senoidal ($Ta = 48\%$ e $ITR = 0.806 \text{ bits/min}$). Porém, não se observou uma melhora da ITR com a estimulação musical ($p = 0,093$).

Pela análise realizada na Seção 4.2 comprovou-se que o canal de referência adotado (Cz ou Oz) não interferiu significativamente no desempenho do classificador considerando o mesmo tipo de estimulação. Porém, ao se comparar os dois tipos de estímulos, o musical se sobressaiu ao senoidal quando se utiliza a referência Cz, como foi comprovado na Seção 4.1.

A rede de eletrodos utilizada no teste *online* foi baseada em um trabalho que fez uso da estimulação senoidal e do canal Oz como referência para os sinais de EEG, porém, para o presente trabalho, optou-se por adotar a referência Cz e a partir dos testes realizados, observou-se que, utilizando tal rede de eletrodo, o desempenho da ICC

pode ser aprimorado ao utilizar estimulação musical e referência Cz. Porém, deve-se realizar uma nova busca de rede de eletrodos considerando o novo tipo de estimulação (musical) e a referência Cz.

A análise de preferência de estímulo apresentada na Seção 4.4 mostrou que, em geral, os voluntários não apresentaram preferência a um determinado som, independente do tipo de estimulação. Logo, os sons de piano e gaita poderão continuar sendo utilizados em análises futuras.

Neste trabalho não foi utilizada nenhuma técnica de rejeição de artefatos, filtragem passa-banda nem normalização dos dados. A utilização de tais técnicas poderia melhorar o desempenho do sistema, porém provocaria um aumento no tempo de classificação. Logo deve-se estudar a relação custo-benefício da utilização de tais técnicas. Também não foram utilizadas fases de treinamento do voluntário para adaptação ao protocolo experimental utilizado, porém tal procedimento parece influenciar bastante no desempenho dos voluntário e deve ser testada nos próximos experimentos.

O sistema de comunicação implementado, apesar de ter apresentado baixo desempenho, é totalmente independente de visão e está funcionando adequadamente de forma *online* e sem interrupções. Desconhece-se, até o presente momento, a existência de um sistema de comunicação *online* baseado em ASSRs evocadas por estímulos musicais, com realização de perguntas e apresentação de *feedback* para o voluntário, completamente automatizado e implementado em *Python* como o desenvolvido neste trabalho. Diante disso, os próximos passos, listados a seguir, são sugeridos a fim de melhorar o desempenho (taxa de acerto e ITR) e alcançar um sistema de comunicação com aplicabilidade para o mundo real.

5.2 Próximos passos

Visando otimizar o sistema até então construído, propõe-se:

- realizar uma nova busca para encontrar a rede de eletrodos ótima para o banco de dados obtido até o momento, considerando a referência Cz e a estimulação musical;
- encontrar um método para selecionar a rede de eletrodos ótima para cada voluntário a partir dos dados da fase de calibração. Como por exemplo, realizar busca exaustiva da melhor combinação de eletrodos para cada voluntário do banco de dados que garanta o melhor desempenho individual da ICC, e tentar estabelecer uma relação de tais eletrodos com a MSC da fase de calibração, para que nos próximos testes, a rede de eletrodos do voluntário em questão possa ser extraída dos dados fase de calibração apenas. Verificar se esta seleção de rede de eletrodos ótima individualizada fornecerá desempenho global significativamente melhor que o desempenho fornecido pela utilização da rede de eletrodos ótima selecionada para o banco de dados em questão;

- elaborar um estímulo que evoque tanto ASSRs quanto P300 (a princípio incorporando as palavras 'sim' e 'não' nos estímulos AM para deixar o sistema mais intuitivo e mais fácil de ser entendido por usuários iniciantes), e definir um classificador de P300 para implementar a ICC híbrida;
- verificar se o acréscimo de uma sessão de treinamento no início do teste, a fim de garantir que o participante tenha entendido o protocolo experimental e todas as instruções, além de memorizar os estímulos, afeta o desempenho da ICC;
- implementar um algoritmo de rejeição de artefatos para melhorar a relação sinal-ruído, e assim, aumentar a taxa de acerto do classificador;
- testar outros classificadores, como o LDA que foi utilizado por outros estudos de ICC auditiva binária e que apresentou excelentes resultados;
- realizar testes com estímulos 3D para verificar se a informação espacial do som auxilia na tarefa de focar a atenção e consequentemente no desempenho da ICC;
- utilizar ferramentas de programação paralela para diminuir o tempo de classificação a fim de proporcionar uma comunicação mais instantânea;
- criar um teste capaz de detectar, em um ensaio rápido, se o voluntário apresenta sinais de EEG adequados para o controle da ICC, e assim descartar do banco de dados os voluntários considerados não proficientes em controlar a ICC.

Referências Bibliográficas

- Algazi, V., Duda, R., Thompson, D., e Avendano, C. (2001). The cipic hrtf database. páginas 99–102.
- Bear, M. F., Connors, B. W., e Paradiso, M. A. (2006). *Neuroscience: Exploring the Brain*. Williams & Wilkins, Baltimore, 3rd edição.
- Birbaumer, N. e Cohen, L. G. (2007). Brain-computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis. *The Journal of physiology*, 579(3):621–636.
- Borges, L. E. (2010). *Python para Desenvolvedores*. Edição do Autor, Rio de Janeiro, 2nd edição.
- Brouwer, A. M. e van Erp, J. B. F. (2010). A tactile p300 brain-computer interface. *Frontiers in neuroscience*, 4:19.
- Chaudhary, U., Xia, B., Silvoni, S., Cohen, L. G., e Birbaumer, N. (2017). Brain-computer interface-based communication in the completely locked-in state. *PLoS Biol*, 15(1).
- Choi, I., I., R., 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).
- Choi, I., Rajaram, S., Varghese, L. A., e Shinn-Cunningham, B. (2013). Quantifying attentional modulation of auditory-evoked cortical responses from single-trial electroencephalography. *Frontiers in Human neuroscience*, 7:115.
- Coelho, F. C. (2007). *Computação Científica com Python*. Edição do Autor, Petrópolis/RJ, 1st edição.
- Delorme, A. e Makeig, S. (2004). Eeglab: an open source toolbox for analysis of single-trial eeg dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, 134:9–21.
- Dobie, R. A. e Wilson, M. J. (1989). Analysis of auditory evoked potentials by magnitude-squared coherence. *Ear and hearing*, 10:2–13.

- Dong, Y., Raif, K. E., Determan, S. C., e Gai, Y. (2017). Decoding spatial attention with eeg and virtual acoustic space. *Physiological Reports*, 5(22).
- Felix, L. B., D’Affonseca Netto, A., Ranaudo, F. S., e de Sa, A. M. F. L. M. (2015). A spatial coherence-based vision-free brain-computer interface using auditory selective attention. *Medical Express*, 2.
- Felix, L. B., Ranaudo, F. S., Netto, A. D., e Miranda de Sá, A. M. F. L. (2014). A spatial approach of magnitude-squared coherence applied to selective attention detection. *Journal of Neuroscience Methods*, 229:3617–3623.
- 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.
- Guger, C., Spataro, R., Allison, B. Z., Heilinger, A., Ortner, R., Cho, W., e La Bella, V. (2017). Complete locked-in and locked-in patients: Command following assessment and communication with vibro-tactile p300 and motor imagery brain-computer interface tools. *Frontiers in Neuroscience*, 11(251).
- Halder, S., Rea, M., Andreoni, R., Nijboer, F., Hammer, E. M., Kleih, S. C., Birbaumer, N., e Kubler, A. (2010). An auditory oddball brain-computer interface for binary choices. *Clinical Neurophysiology*, 121(4):516–523.
- Handy, T. (2005). *Event-related Potentials: A Methods Handbook*. A Bradford book. MIT Press.
- 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*, 84:45–52.
- Higashi, H., Rutkowski, T. M., Washizawa, Y., Cichocki, A., e Tanaka, T. (2011). Eeg auditory steady state responses classification for the novel bci. *IEEE EMBS*, páginas 4576–9.
- Hill, N. J., Ricci, E., Haider, S., McCane, L. M., Heckman, S., Wolpaw, J. R., e Vaughan, T. M. (2014). A practical, intuitive brain-computer interface for communicating ‘yes’ or ‘no’ by listening. *Journal of Neural Engineering*, 11.
- Hill, N. J. e Schölkopf, B. (2012). An online brain-computer interface based on shifting attention to concurrent streams of auditory stimuli. *Journal of Neural Engineering*, 9(2):026011.
- Hillyard, S. A., Vogel, E. K., e Luck, S. J. (1998). Sensory gain control (amplification) as a mechanism of selective attention: Electrophysiological and neuroimaging evidence. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, 353:1257–70.

- Kaongoen, S. e Jo, S. (2017). A novel hybrid auditory bci paradigm combining assr and p300. *Journal of Neuroscience Methods*, 279:44–51.
- Kathner, I., Kubler, A., e Halder, S. (2015). Comparison of eye tracking, electrooculography and an auditory brain-computer interface for binary communication: a case study with a participant in the locked-in state. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 12(76).
- Khorshidtalab, A. e Salami, M. J. E. (2011). Eeg signal classification for real-time brain-computer interface applications: A review. páginas 1–7.
- 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.
- Kropotov, J. D. (2009). Quantitative eeg, event-related potentials and neurotherapy. Academic Press.
- Li, J., Pu, J., Cui, H., Xie, X., Xu, S., Li, T., e Hu, Y. (2018). An online p300 brain?computer interface based on tactile selective attention of somatosensory electrical stimulation. *Journal of Medical and Biological Engineering*.
- Lopez-Gordo, M. A., Fernandez, E., Romero, S., Pelayo, F., e Prieto, A. (2012). An auditory brain-computer interface evoked by natural speech. *Journal of Neural Engineering*, 9(3):036013.
- 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):031005.
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., e Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for eeg-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4(2).
- Mahajan, Y., Davis, C., e Kim, J. (2014). Attentional modulation of auditory steady-state responses. *PloS one*, 9(10).
- Muller, E., Bednar, J. A., Diesmann, M., Gewaltig, M.-O., Hines, M., e Davison, A. P. (2015). Python in neuroscience. *Frontiers in Neuroinformatic*, 9.
- Naci, L., Cusack, R., Jia, V. Z., e Owen, A. M. (2013). The brain's silent messenger: using selective attention to decode human thought for brain-based communication. *The Journal of neuroscience*, 33(22):9385–93.
- Najarian, K. e Splinter, R. (2012). *Biomedical signal and image processing*. Taylor & Francis/CRC Press, Boca Raton, 2nd edição.

- Neuroscience, S. f. (2008). *Brain Facts: A Primer on the Brain and Nervous System*. Society for Neuroscience, 6th edição. Disponível em: <https://www.brainfacts.org/the-brain-facts-book>, acessado em 13/03/2019.
- Owen, A. M., Coleman, M. R., Boly, M., Davis, M. H., e Laureys, S. and Pickard, J. D. (2006). Detecting awareness in the vegetative state. *Science*, 313(5792):1402.
- Picton, T. (2011). *Human Auditory Evoked Potentials*. Plural Publishing.
- Picton, T. W., John, M. S., Dimitrijevic, A., e Purcell, D. (2003). Human auditory steady-state responses. *International Journal of Audiology*, 42(4).
- Propper, R. e Obermayer, K. (2013). Spyke viewer: a flexible and extensible platform for electrophysiological data analysis. *Frontiers in Neuroinformatics*, 7.
- Ranaudo, F. S. (2012). *Atenção seletiva auditiva usando potenciais evocados em regime permanente e coerência espacial*. Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ).
- Simon, N., Kathner, I. and, R. C. A., Pasqualotto, E., Kubler, 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.
- Souza, A. P. (2018). *Uma ICC independente de visão usando ASA e coerência espacial em uma abordagem inter-indivíduo*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).
- Souza, A. P., Soares, Q. B., Felix, L. B., e Mendes, E. M. A. M. (2018). Classification of auditory selective attention using spatial coherence and modular attention index. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 166:107 – 113.
- Tan, D. S. e Nijholt, A. (2010). *Brain-Computer Interfaces: Applying Our Minds to Human-Computer Interaction*. Springer Publishing Company, Incorporated, 1st edição.
- Tanaka, K., Kuriki, S., Nemoto, I., e Uchikawa, Y. (2013). Auditory steady-state responses in magnetoencephalogram and electroencephalogram: phenomena, mechanisms, and applications. *Advanced Biomedical Engineering*, 2:55–62.
- Trans Cranial Technologies, l. (2012). *10/20 System Positioning Manual*. Trans Cranial Technologies Ltd. Disponível em: http://chgd.umich.edu/wp-content/uploads/2014/06/10-20_system_positioning.pdf, acessado em 26/02/2019.
- Van Dun, B. (2008). *Improving Auditory Steady-State Response Detection using Multichannel EEG Signal Processing*. Tese de Doutorado.

- Wolpaw, J., Birbaumer, N., Heetderks, W., Mcfarland, D., Peckham, P. H., Schalk, G., Donchin, E., Quatrano, L., Robinson, C. J., e Vaughan, T. M. (2000). Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. *IEEE transactions on rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 8.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., e Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6).
- Zhang, L., Peng, W., Zhang, Z., e Hu, L. (2013). Distinct features of auditory steady-state responses as compared to transient event-related potentials. *PLoS ONE*, 7(8).
- Zhou, S., Allison, B. Z., Kubler, A., Cichocki, A., Wang, X., e Jin, J. (2016). Effects of background music on objective and subjective performance measures in an auditory bci. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 10(265).
- Zwart, N. R. e Pipe, J. G. (2015). Graphical programming interface: A development environment for mri methods. *Magnetic Resonance in Medicine*, 74(5).

Apêndice A - Questionário



QUESTIONÁRIO

Nome: _____

ID: _____

Gênero: () Feminino () Masculino Data de Nascimento: ____/____/____

Para os itens a seguir, marque a opção "()?" caso deseje não declarar sua resposta ou tenha dúvida.

• Neste momento, você está usando:

- | | |
|-------------------------------|---------------------------------------|
| 1. Calça: ()Sim ()Não ()? | 5. Relógio:()Sim ()Não ()? |
| 2. Óculos: ()Sim ()Não ()? | 6. Cinto: ()Sim ()Não ()? |
| 3. Chinelo:()Sim ()Não ()? | 7. Perfume: ()Sim ()Não ()? |
| 4. Meia: ()Sim ()Não ()? | 8. Protetor solar: ()Sim ()Não ()? |

• Você considera ser:

- | | |
|-----------------------------------|--------------------------------|
| 9. Vegetariano:()Sim ()Não ()? | 13. Alto:()Sim ()Não ()? |
| 10. Músico:()Sim ()Não ()? | 14. Canhoto:()Sim ()Não ()? |
| 11. Organizado:()Sim ()Não ()? | 15. Pontual:()Sim ()Não ()? |
| 12. Loiro:()Sim ()Não ()? | 16. Curioso:()Sim ()Não ()? |

• **Hoje*, você ingeriu:** (*considerando o intervalo após acordar até o presente momento)

17. **Água:** ()Sim ()Não ()?

22. **Refrigerante:** ()Sim ()Não ()?

18. **Café:** ()Sim ()Não ()?

23. **Leite:** ()Sim ()Não ()?

19. **Chocolate:** ()Sim ()Não ()?

24. **Feijão:**()Sim ()Não ()?

20. **Arroz:**()Sim ()Não ()?

25. **Banana:**()Sim ()Não ()?

21. **Ovo:**()Sim ()Não ()?

26. **Carne:**()Sim ()Não ()?

OBS: Se por ventura, durante o teste, você perceber que respondeu incorretamente algum item do formulário, solicitamos que desconsidere a nova resposta e mantenha a resposta inicial dada no questionário.

PARA RESPONDER APÓS O TESTE:

1) Durante o teste você se lembrou de algo e percebeu que respondeu incorretamente algum item do questionário? ()Sim. Qual (is)? _____ ()Não

2) Sentiu alguma dificuldade em realizar os testes? ()Sim ()Não. Se preferir, pode justificar sua resposta no verso.