



Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Engenharia Elétrica
Graduação em Engenharia Biomédica

JÚLIA NEPOMUCENO MELLO

**METODOLOGIA PARA DISTINÇÃO DE FREQUÊNCIAS DE
ESTIMULAÇÃO SONORA ÓTIMAS PARA APLICAÇÕES EM ICMS
BASEADAS NO PARADIGMA *ODDBALL AUDITIVO***

Uberlândia
2020

JÚLIA NEPOMUCENO MELLO

**METODOLOGIA PARA DISTINÇÃO DE FREQUÊNCIAS DE
ESTIMULAÇÃO SONORA ÓTIMAS PARA APLICAÇÕES EM ICMS
BASEADAS NO PARADIGMA *ODDBALL AUDITIVO***

Trabalho apresentado como requisito parcial de avaliação
na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso de
Engenharia Biomédica da Universidade Federal de
Uberlândia.

Orientador: Alcimar Barbosa Soares

Assinatura do Orientador

Uberlândia
2020

Dedico este trabalho aos meus pais e
minha irmã por estarmos sempre juntos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais Fernando e Renata por todo o apoio e incentivo e por sempre acreditarem no meu potencial, mesmo quando eu não conseguia percebê-lo. Agradeço também por me ensinarem através do exemplo a ser uma pessoa dedicada, estudiosa e resiliente.

A minha irmã Daniela por todos os conselhos, incentivos e auxílios nos momentos em que mais precisei. E também por sempre me mostrar que o mundo é muito maior do que a minha realidade.

Ao professor Dr. Alciamr Barbosa Soares pelo incentivo e orientação para a realização dessa pesquisa sempre com brilho nos olhos.

A Amanda Spirandeli por todo o apoio e auxílio durante o trabalho.

A Kyros Tecnologia por acreditarem no potencial da neurociência como uma área a ser incentivada e pesquisada.

Aos professores da Faculdade de Engenharia Elétrica e da Polytech Lyon por proporcionarem um aprendizado diversificado e intenso.

Aos meus avós e bisavós, por serem exemplos de caráter, determinação e força. Por acreditarem em mim e me incentivarem a estudar.

A minha família, em especial a minha tia Fabiana por todas as consultorias e pelo apoio.

Ao meu namorado Raoni por toda a paciência nos momentos caóticos ao longo dessa graduação e por sempre estar disposto a me ajudar.

Aos meus amigos, os melhores que eu poderia pedir, por sempre me apoiarem e tornarem os momentos mais leves e felizes, mesmo que a distância.

Ao Laboratório de Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia pela infraestrutura e matérias utilizados durante a execução deste trabalho.

RESUMO

Indivíduos com Esclerose Lateral Amiotrófica enfrentam uma perda contínua de funções, autonomia e possibilidades de interação e comunicação com o mundo, sendo que os casos mais graves evoluem para uma paralisia completa. Neste contexto, as Interfaces Cérebro-Máquina apresentam-se como os melhores candidatos de comunicação alternativa para pessoas com paralisações motoras graves, por permitirem comunicação e controle sem utilizar os canais de saída naturais do cérebro. Alguns desafios são comuns a esses sistemas, como a baixa relação sinal-ruído, principalmente em ensaios únicos. Nesse sentido, dentre fatores que podem influenciar tanto a morfologia dos sinais corticais utilizados para controle desses sistemas, quanto a performance dos mesmos, tem-se os parâmetros de estimulação. Considerando as interfaces auditivas, dentre os parâmetros de influência destacam-se: intervalo inter-estímulo, probabilidade de ocorrência do estímulo alvo, intensidade do estímulo e frequência sonora dos tons utilizados. O presente trabalho tem como objetivo realizar uma avaliação da influência da frequência do som alvo no potencial P300, de maneira a encontrar a frequência ótima capaz de acarretar em potenciais evocados significativos para o controle de Interfaces Cérebro-Máquina. Para isso, realizou-se a coleta dos dados em cinco voluntários e utilizando cinco frequências diferentes para o estímulo alvo e sons apresentados nas orelhas direita e esquerda. Realizaram-se assim, análises acerca da amplitude e latência do potencial P300, buscando a distinção entre os estímulos alvo e padrão através de uma Máquina de Vetores de Suporte. Os resultados encontrados apontam que indivíduos diferentes possuem respostas corticais distintas para o mesmo padrão de estimulação, sendo possível selecionar a frequência que gera potenciais evocados mais significativos. Tais resultados possuem aplicações diretas no controle das Interfaces Cerébro-Máquina, advogando-se que é necessária uma avaliação prévia dos estímulos sonoros a serem utilizados para cada usuário. Dessa forma, torna-se possível o desenvolvimento de sistemas mais adaptados a cada usuário, aprimorando-se a usabilidade e eficácia dos mesmos.

ABSTRACT

Individuals with Amyotrophic Lateral Sclerosis face a continuous loss of functions, autonomy, and decreased possibilities for interaction and communication with the world, with the most severe cases evolving to complete paralysis. In this context, the Brain-Machine Interfaces are seen as candidates for alternative communication allowing communication and control without using the brain's natural output channels. Some common challenges include low signal-to-noise ratio, mainly in single tests. In this sense, among the elements that can influence both the morphology of the cortical signals and the system's performance, there are the stimulation parameters. When designing auditory interfaces, the following parameters stand out: inter-stimulus interval, probability of occurrence of the target stimulus, the intensity of the stimuli, and the frequency of tones. This work aims to evaluate the influence of the target sound frequency on the P300 potential to find the optimal frequency capable of causing significant evoked potentials for the control of Brain-Machine Interfaces. Data were collected from five volunteers and five different frequencies for the target stimulus presented to the right and left ears. Analyzes were performed on the amplitude and latency of the P300 potential, seeking to distinguish between the target and standard stimuli through a Support Vector Machine. The results indicated that different individuals have different cortical responses to the same stimulation pattern. The results have a direct impact on the design of Brain-Machine Interfaces. We argue that researchers should first evaluate the user's response to sound stimuli before any experiment to find out the best combination for the specific subject.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Potenciais de membrana demonstrando a ativação sináptica e despolarização da membrana neuronal.....	18
Figura 2: Registro de sinais EEG de superfície, ilustrando a polaridade do sinal EEG de acordo com a atividade sináptica no córtex.....	19
Figura 3: Esquemático de funcionamento de Interfaces Cérebro-Máquinas não invasivas....	21
Figura 4: Ilustração esquemática dos paradigmas de estímulo único, <i>oddball</i> de dois estímulos e de três estímulos, com os potenciais evocados eliciados a partir dos estímulos de cada tarefa.	25
Figura 5: Ilustração esquemática do modelo de atualização de contexto do P300. Com a entrada de um novo estímulo, um processo de comparação de memória determina se esse estímulo atual é igual ao estímulo anterior ou não. Caso o estímulo recebido seja o mesmo, o modelo neural permanece inalterado, sendo evocados os potenciais sensoriais (N100, P200, N200). Se o estímulo é diferente e o indivíduo utilizar recursos de atenção ao alvo, a representação neural do ambiente é atualizada, apresentando os potenciais sensoriais e o potencial P300.	26
Figura 6: Esquema de apresentação de estímulos em paradigma <i>oddball</i> de dois estímulos...	30
Figura 7: Posicionamento dos eletrodos segundo o padrão internacional 10-20.	31
Figura 8: Exemplos de hiperplanos capazes de separar adequadamente dois padrões.	34
Figura 9: Etapas do processamento dos dados para classificação dos potencias frequente e não frequente pelo SVM	37
Figura 10: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), considerando a média de todos os voluntários.	41
Figura 11: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), considerando a média de todos os voluntários.	42
Figura 12: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), considerando a média de quatro voluntários.	44
Figura 13: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), considerando a média de quatro voluntários.	45
Figura 14: Gráfico de dispersão dos eletrodos contralaterais para o estímulo de 100 Hz na orelha direita. Cada voluntário é representado por um número.	46
Figura 15: Gráfico de dispersão dos eletrodos contralaterais para o estímulo de 100 Hz na orelha esquerda. Cada voluntário é representado por um número.	47

Figura 16: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 1	49
Figura 17: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 2	50
Figura 18: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 3	51
Figura 19: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 4	52
Figura 20: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 5	53
Figura 21: Resposta cortical do indivíduo 3, considerando estímulo na orelha direita e as diferentes frequências (eletrodo Cz).....	54
Figura 22: Respostas corticais para os indivíduos 1 e 4, considerando estímulo na orelha direita e as diferentes frequências (eletrodo Cz).	56
Figura 23: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo Fz, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.....	58
Figura 24: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo Cz, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.....	59
Figura 25: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo F3, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.....	60
Figura 26: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo C3, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.....	61
Figura 27: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 4. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.....	62
Figura 28: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para os voluntários 1 e 5. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.....	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Acurácia média de classificação e taxa de transferência de informação para diferentes ICMs auditivas e parâmetros de estimulação.	23
Tabela 2: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para estímulos alvos do lado direito.....	38
Tabela 3: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para estímulos padrões do lado direito.....	38
Tabela 4: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para estímulos alvos do lado esquerdo.....	39
Tabela 5: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para estímulos padrões do lado esquerdo.....	39
Tabela 6: Taxa de acurácia (em porcentagem) para cada indivíduo, variando-se o número de épocas promediadas para geração dos dados para o classificador. Considerou-se a frequência de 100 Hz do lado direito.	64
Tabela 7: Taxa de acurácia para cada classe e acurácia média para cada voluntário e frequência de estimulação.	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Biolab – Laboratório de Engenharia Biomédica

EEG – Eletroencefalografia

ELA – Esclerose lateral amiotrófica

ERP – Ritmos Motores e Sensório-Motores, do inglês Event-related potentials

ERP – Potencial relacionado a evento, do inglês Event-related potentials

ICM – Interface Cérebro-Máquina

LIS – Síndrome do encarceramento, do inglês Locked-in syndrome

SCP – Potenciais Corticais Lentos, do inglês Slow Cortical Potentials

SSEP – Potencial Evocado em Regime Estacionário, do inglês State Evoked Potentials

SSVEPs – Potenciais evocados visuais em estado estacionário, do inglês: Steady-State Visual Evoked Potentials

SVMs – Máquinas de Vetores de Suporte, do inglês *Support Vector Machine*

TTI – Taxa de transferência de informação

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
1.1. OBJETIVO GERAL.....	17
1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	17
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	17
2.1. ELETROENCEFALOGRAFIA.....	17
2.2. INTERFACES CÉREBRO MÁQUINA E PARÂMETROS DE INFLUÊNCIA	20
2.3. P300 E FATORES DE INFLUÊNCIA	24
3. METODOLOGIA.....	29
3. 1. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	29
3.2. PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS	31
3.3. ANÁLISE VISUAL	31
3.4. MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE	32
4. RESULTADOS	37
4.1. ANÁLISE PRELIMINAR	37
4.2. DISTINÇÃO DAS RESPOSTAS CORTICAIS	47
4.3. DEFINIÇÃO DA MELHOR FREQUÊNCIA PARA CADA INDIVÍDUO	62
5. DISCUSSÃO	65
6. CONCLUSÕES.....	69
6.1. TRABALHOS FUTUROS	70
REFERÊNCIAS	70
ANEXOS	75

1. INTRODUÇÃO

A esclerose lateral amiotrófica (ELA) é considerada uma doença de incidência rara, com 1.75 casos para 100.000 pessoas-ano de acompanhamento (MARIN et al., 2017), contudo apresenta um grande impacto pessoal e socioeconômico para o indivíduo, a família e a sociedade (NOGUEIRA DA SILVA, 1945). A ELA é uma doença neurodegenerativa progressiva que afeta os neurônios motores superiores e inferiores (HARDIMAN; VAN DEN BERG; KIERNAN, 2011; HOBSON; MCDERMOTT, 2016). Tal doença é caracterizada por deterioração envolvendo o trato corticoespinhal, tronco cerebral e as células do corno anterior da medula espinhal (HARDIMAN; VAN DEN BERG; KIERNAN, 2011). Como resultado da degeneração neuronal, têm-se sintomas relacionados à fraqueza, atrofia e espasticidade nos membros superiores e inferiores, músculos bulbares da fala e da deglutição e, geralmente, com o avançar da doença, músculos respiratórios (HOBSON; MCDERMOTT, 2016). A apresentação clínica e a progressão da ELA podem variar consideravelmente, apresentando uma sobrevida média de apenas 2 a 4 anos (HOBSON; MCDERMOTT, 2016), com mais de 60% dos pacientes vindo a óbito após três anos do surgimento dos sintomas (HARDIMAN; VAN DEN BERG; KIERNAN, 2011). Contudo, alguns pacientes possuem uma forma mais lenta de progressão e podem sobreviver por mais de uma década (HOBSON; MCDERMOTT, 2016).

Com o avançar da doença, alguns pacientes podem desenvolver um quadro denominado síndrome do encarceramento (LIS, do inglês *Locked-in syndrome*). A síndrome de encarceramento é caracterizada por extrema deficiência física, com perda total ou quase total da função motora, mas com preservação da consciência (ROUSSEAU et al., 2013). Esses indivíduos encontram-se assim totalmente conscientes, mas presos dentro de seus próprios corpos, impossibilitados de se moverem ou comunicarem (JOHANSSON; SOEKADAR; CLAUSEN, 2017). Tal síndrome pode ser dividida em três tipos, dependendo da extensão do comprometimento motor: LIS clássica, LIS parcial e LIS total. A LIS clássica é caracterizada por total imobilidade, exceto por movimentos oculares verticais ou piscadas. A LIS parcial o indivíduo ainda detém de certo controle muscular voluntário residual, além de movimentos dos olhos, controle sobre os dedos ou movimentos do pescoço. A LIS total ou completa caracteriza-se por absoluta perda de mobilidade, incluindo o movimento dos olhos (JOHANSSON; SOEKADAR; CLAUSEN, 2017; ROUSSEAU et al., 2013). Em todos os casos os indivíduos permanecem cientes, com funções cognitivas intactas, capazes de, por

exemplo, ver, ouvir, cheirar e experimentar sensações de temperatura, dor e prazer, entretanto são incapazes de quebrar seu confinamento corporal (JOHANSSON; SOEKADAR; CLAUSEN, 2017).

Sendo assim, os pacientes com ELA enfrentam uma perda contínua de funções, independência e autonomia, além de possibilidades de interação e comunicação com o mundo, sendo que os casos mais graves evoluem para uma paralisia completa e síndrome do encarceramento (MARCHETTI; PRIFTIS, 2015). Nesse contexto, as Interfaces Cérebro-Máquina (ICM) apresentam-se como os melhores candidatos de comunicação alternativa para pessoas com paralisações motoras graves, uma vez que permitem a comunicação e o controle sem utilizar os canais de saída naturais do cérebro, ou seja, nervos periféricos e músculos (BAYKARA et al., 2016; LOTTE et al., 2018; MARCHETTI; PRIFTIS, 2015). Dessa forma define-se, ICM como um sistema, de *software* e *hardware*, que traduz os padrões de atividade cerebral de um usuário em mensagens ou comandos para um dispositivo, sendo essa atividade mediada e processada pelo sistema (LOTTE et al., 2018). Destaca-se aqui que esses sistemas podem ser utilizados para além da comunicação, permitindo também o controle de próteses (ABIRI et al., 2019; MAK; WOLPAW, 2009), cadeira de rodas (ABIRI et al., 2019; CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; MAK; WOLPAW, 2009), robôs ou um cursor (ABIRI et al., 2019; CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; MAK; WOLPAW, 2009). Além disso, tem-se ainda que a resposta cortical pode ser realimentada com estímulos visuais ou auditivos (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016).

As ICMs podem ser categorizadas em sistemas invasivos ou não invasivos, sendo que essas detectam diferentes tipos de sinais cerebrais, contudo apresentam princípios gerais semelhantes. Os sinais cerebrais detectados são amplificados, filtrados, características são extraídas e essas são classificadas e traduzidas em um comando e *feedback* para o usuário (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; LOTTE et al., 2018). Para utilizar uma ICM geralmente são necessárias duas fases: uma fase de treinamento off-line durante a qual o sistema é calibrado ou treinado e a fase de operação online, na qual o sistema pode reconhecer os padrões e convertê-los em comandos para um computador (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016). Para tanto, esses sistemas requerem o registro de um sinal de controle que possa ser modulado por atenção ou outra tarefa mental (HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016).

Assim, a estratégia mais utilizada para detecção não invasiva da atividade cortical consiste na eletroencefalografia (EEG), uma técnica que registra o sinal cortical ao longo do

escalpo causada pelo fluxo de correntes elétricas durante as excitações sinápticas dos dendritos neuroniais no cérebro (ABIRI et al., 2019; ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017; RAMADAN; VASILAKOS, 2017). Dentre as vantagens do EEG destaca-se: caráter não invasivo de modo que não há necessidade de intervenção cirúrgica, relativa facilidade de uso, boa resolução temporal, portabilidade e baixo custo em comparação com outras técnicas de aquisição de sinais cerebrais (ELSAEYED; SAAD; BAYOUMI, 2017; RAMADAN; VASILAKOS, 2017). No entanto, algumas das desvantagens e desafios a serem vencidos na utilização desse sistema incluem a baixa relação sinal-ruído (CHOI; KIM, 2018; ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017; RAMADAN; VASILAKOS, 2017), o que acarreta na necessidade de técnicas robustas de pré-processamento que incluem operações de processamento de sinal, necessárias para polir os sinais brutos de EEG de maneira a deixar apenas sinais de atividade cerebral para as análises subsequentes (CHOI; KIM, 2018).

Dessa forma, considerando ICMs não invasivas controladas a partir de sinais EEG, tem-se a detecção de diferentes sinais que podem ser utilizados no controle, sendo esses classificados em três categorias: potenciais relacionados a eventos (ERPs, do inglês *Event-related potentials*), sinais endógenos e sinais híbridos (RAMADAN; VASILAKOS, 2017). Assim, os ERPs ou sinais exógenos consistem em sinais gerados inconscientemente por indivíduos quando submetidos a um estímulo externo, tais como P300 (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; DE SOUZA; MILAGRE; SOARES, 2012; MAK; WOLPAW, 2009; RAMADAN; VASILAKOS, 2017) e Potencial Evocado em Regime Estacionário (SSEP, do inglês *State Evoked Potentials*) (ABIRI et al., 2019; CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; RAMADAN; VASILAKOS, 2017). Sinais endógenos consistem em sinais gerados pelo sujeito voluntariamente sem qualquer estímulo externo, destacando-se aqui os Ritmos Motores e Sensório-Motores e os Potenciais Corticais Lentos (SCP, do inglês *Slow Cortical Potentials*) (CHAUDHARY; BIRBAUMER; RAMOS-MURGUIALDAY, 2016; MAK; WOLPAW, 2009; RAMADAN; VASILAKOS, 2017). Por fim, sinais híbridos são a combinação de sinais utilizados no controle (RAMADAN; VASILAKOS, 2017)(ABIRI et al., 2019), tais como P300 visual, paradigmas de potenciais evocados visuais em estado estacionário (SSVEPs, do inglês: *Steady-State Visual Evoked Potentials*) e ritmos sensório-motores (ABIRI et al., 2019). Um destaque é dado ao potencial P300, que é gerado pela apresentação de estímulos alvos raros em uma sequência de estímulos padrões frequentes (paradigma *oddball*) e apresenta vantagens como ser independente de aprendizagem e possuir classificação rápida e robusta (KLEIH et al., 2011).

Nesse contexto, considerando-se as ICMs controladas a partir de respostas corticais resultantes da apresentação de estímulos, tal como o P300, destacam-se no presente trabalho os estímulos sonoros e visuais. Um dos principais e mais utilizados estímulos para controle de ICMs consistem em estímulos visuais, sendo uma das importantes respostas corticais avaliadas o P300, através de uma matriz alfanumérica (ABIRI et al., 2019; HAMMER et al., 2018; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013; KLEIH et al., 2011) ou escolhas binárias (CHABUDA et al., 2019; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013). Assim, nesses sistemas utilizam-se os estímulos representados por *flashes* visuais (HAMMER et al., 2018; REZEIKA et al., 2018), figuras e formas ou letras coloridas (CHABUDA et al., 2019; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013) para a representação de letras em uma matriz (HAMMER et al., 2018; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013) ou palavras como sim ou não (CHABUDA et al., 2019).

Contudo, as ICMs visuais apresentam algumas desvantagens intrínsecas ao paradigma, tal como necessidade de total atenção visual, fadiga (devido ao alto nível de atenção e foco visual necessário para usar o sistema) e a impossibilidade de utilização de usuários que não consigam um bom controle do movimento ocular (ABIRI et al., 2019; CHABUDA et al., 2019), sendo esses beneficiados por sistemas baseados em estímulos auditivos ou táteis (ABIRI et al., 2019; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013; SPIRANDELI, 2020). Nas interfaces táteis os estímulos são gerados por vibrações na pele do usuário que deve selecionar o alvo desejado através de sua atenção (BROUWER; VAN ERP, 2010; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013; YAO et al., 2013). Contudo, tais sistemas apresentam dificuldades associadas ao desconforto inicial do paciente e acomodação ao estímulo tático, reduzindo assim a eficiência da interface (SPIRANDELI, 2020; YAO et al., 2013). Dessa forma, os estímulos auditivos apresentam-se como uma alternativa com possibilidade de bons resultados para pacientes que já não possuem um bom controle ocular (GUO et al., 2015; SPIRANDELI, 2020).

Considerando estímulos auditivos, destacam-se as ICMs controladas pelo P300 para escolhas binárias (GUO et al., 2015; HALDER et al., 2010; KAUFMANN; HOLZ; KÜBLER, 2013; SPIRANDELI, 2020) ou sistemas multiclassificadores baseados em matrizes com caracteres onde cada linha e coluna são apresentadas como um som diferente (BAYKARA et al., 2016; HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016; HAMMER et al., 2018; REZEIKA et al., 2018). Os estímulos podem ser assim sons de tons puros (CHABUDA et al., 2019; GUO et al., 2015; SPIRANDELI, 2020), sons de animais (BAYKARA et al., 2016; HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016) ou palavras (HAMMER et al., 2018). Alguns sistemas

apresentam ainda a adição de informações espaciais, tal como a direção da fonte de som, sendo essa abordagem considerada intuitiva e de fácil utilização (HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016; SUGI et al., 2018).

Nesse contexto, alguns desafios são comuns aos paradigmas das ICMs apresentadas, sendo esses (i) a baixa relação sinal-ruído (ABIRI et al., 2019; LOTTE et al., 2018; SPIRANDELI, 2020), principalmente, em ensaios únicos (SPIRANDELI, 2020), (ii) tempo de treinamento e calibração e a relação com a fadiga do usuário (ABIRI et al., 2019) e (iii) o elevado tempo necessário para se comunicar utilizando esse sistema (KLEIH et al., 2011). Estratégias comuns para busca de soluções envolvem métodos de correção de artefatos (CRAIK; HE; CONTRERAS-VIDAL, 2019; FREITAS et al., 2017), busca por algoritmos de decodificação mais robustos, precisos e rápidos (ABIRI et al., 2019; LOTTE et al., 2018) e métodos com bom desempenho em ensaios únicos (CARABEZ et al., 2017; GUO et al., 2015; SPIRANDELI, 2020).

Contudo, ainda existem outros fatores que podem influenciar na performance desses sistemas, tais como fatores psicológicos do usuário (BAYKARA et al., 2016; HAMMER et al., 2018) e fatores relacionados aos estímulos apresentados (GUO et al., 2015; HALDER et al., 2010; SUGI et al., 2018). Um trabalho de mestrado desenvolvido no Laboratório de Engenharia Biomédica (BioLab) da UFU demonstrou, por exemplo, que o sistema proposto para classificação dos potenciais evocados auditivos para uma ICM binária apresentou taxas de acerto menores para um estímulo alvo com relação ao outro, sendo a principal diferença entre eles a frequência do som (SPIRANDELI, 2020). Tal trabalho consiste assim na principal motivação para este estudo do potencial P300 e fatores de estimulação que o influenciam.

Sendo assim, dentro do contexto de ICMs auditivas baseadas no potencial P300, esse estudo visa a compreensão, análise e seleção de parâmetros do estímulo auditivo que contribuam para uma melhor performance desses sistemas. Além disso, busca-se uma maior adaptabilidade das ICMs para cada usuário de maneira a aumentar a eficácia e usabilidade desses sistemas por pessoas com restrições motoras severas. Acredita-se que, uma vez que os parâmetros de estimulação podem afetar o potencial P300 e a performance das ICMs, um conjunto de fatores adequados levará a uma maior taxa de sucesso e uso desses sistemas de comunicação pelos usuários finais.

1.1. Objetivo geral

O objetivo deste trabalho consiste no desenvolvimento de uma metodologia capaz de identificar, para cada indivíduo, a frequência sonora de estimulação ótima associada a um potencial P300 mais significativo em paradigma *oddball* visando a melhor performance de ICMs. Para isso, serão avaliados os canais de apresentação do estímulo alvo (orelha esquerda e direita) e a frequência do estímulo não frequente, de maneira a identificar o conjunto de parâmetros mais adequado para cada indivíduo.

1.2. Objetivos específicos

Dentre os objetivos específicos destacam-se:

- Compreender o potencial P300 e fatores que influenciam sua morfologia.
- Elaborar e realizar um protocolo experimental de coleta de dados para análise dos parâmetros de estímulo propostos.
- Analisar os padrões corticais associados a estímulos sonoros apresentados para diferentes voluntários.
- Propor uma metodologia para avaliação de Potenciais Relacionados a Eventos e seleção de frequências associadas aos potenciais mais significativos para cada indivíduo, através de análises do P300.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Eletroencefalografia

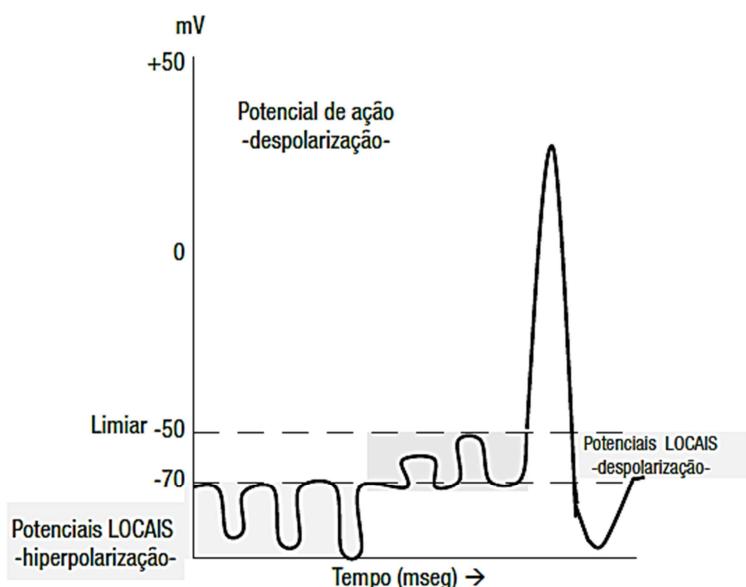
O sistema nervoso central humano é formado de células nervosas e células da glia (HALL, 2011; LENT, 2010; SCHOMER; DA SILVA, 2012). As células da glia consistem em importantes estruturas do sistema nervoso e estão separadas em três categorias principais: os astrócitos, oligodendrócitos e microglia. Tais células encontram-se entre os neurônios e possuem diversas funções dentre as quais se destacam a sustentação, o isolamento e a defesa (HOLMES; KHAZIPOV, 2007).

Com relação aos neurônios, tem-se que, apesar desses possuírem diversos tamanhos e formatos, os principais componentes dessas células consistem nos dendritos, que recebem as informações; o corpo celular, que processa e integra as informações; e o axônio, que é responsável por conduzir os sinais ao fornecer contato com outras células nervosas ou

com órgãos-alvo (HOLMES; KHAZIPOV, 2007). Tais células organizam-se e trabalham em conjunto formando circuitos neurais capazes de trocar um grande volume de informação através de potenciais de ação e despolarizações rápidas das membranas neuronais (HALL, 2011; LENT, 2010).

Nesse sentido os potenciais de ação consistem em sinais elétricos através dos quais a informação é propagada pelas células, sendo os pontos de encontro entre neurônios denominado sinapse (HALL, 2011; HOLMES; KHAZIPOV, 2007). Assim, os sinais elétricos que chegam às sinapses podem sofrer alterações de maneira a serem bloqueados total ou parcialmente, transformados em impulsos repetitivos ou integrados a impulsos oriundos de outros neurônios (HALL, 2011; LENT, 2010). Essa transmissão sináptica é unidirecional, sendo a região sináptica da primeira célula denominada elemento pré-sináptico (geralmente um terminal axônico), e a região sináptica da segunda célula o elemento pós-sináptico (geralmente um dendrito) (LENT, 2010). Dessa forma, tem-se que, o potencial pós-sináptico altera a probabilidade de ocorrência de um potencial de ação na célula pós-sináptica. Quando essa alteração favorece o surgimento do potencial de ação esse é denominado potencial pós-sináptico excitatório, ao passo que, se esse processo é dificultado, tem-se um potencial pós-sináptico inibitório (HOLMES; KHAZIPOV, 2007). Tais potenciais de membrana são ilustrados na Figura 1.

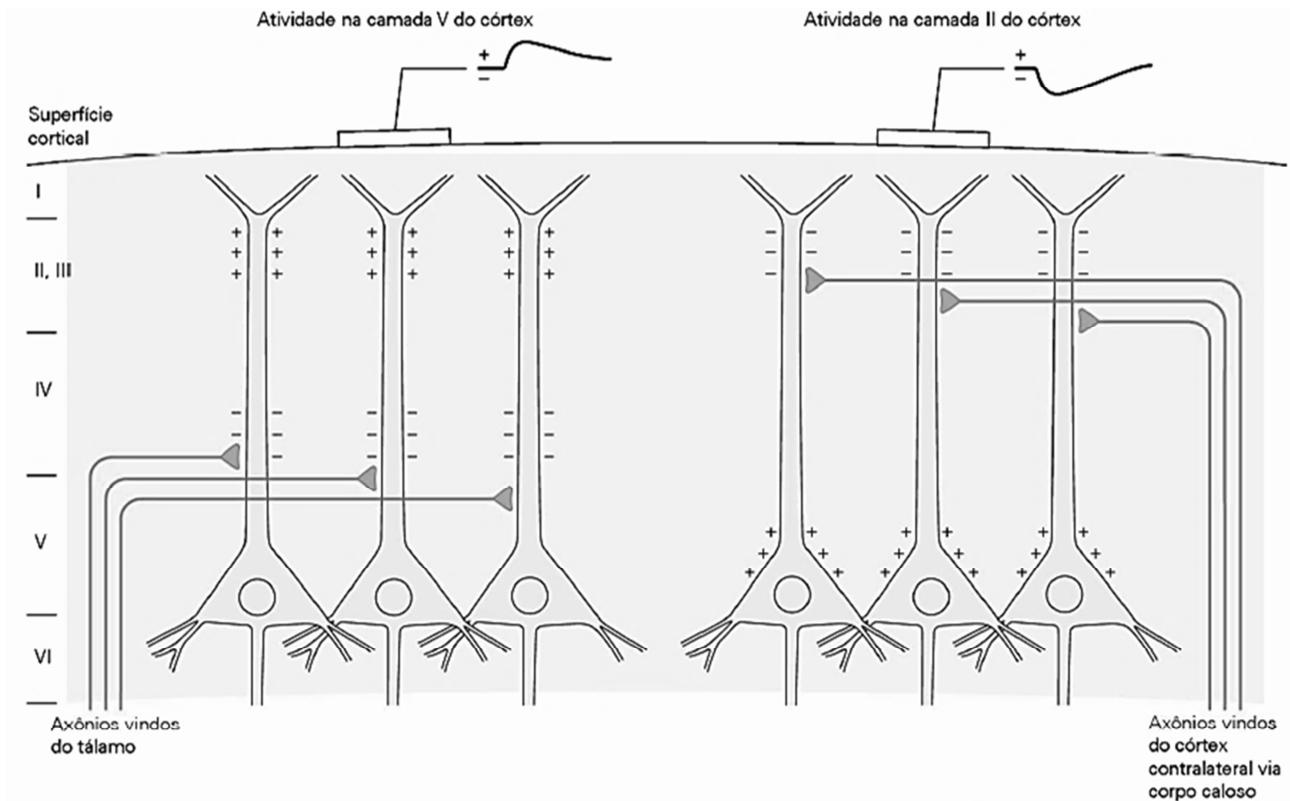
Figura 1: Potenciais de membrana demonstrando a ativação sináptica e despolarização da membrana neuronal.



Fonte: Adaptado de: Gomes, (2015).

Nesse contexto, a eletroencefalografia consiste em uma representação gráfica bidimensional da projeção de uma realidade tridimensional (OLEJNICZAK, 2006) resultante, principalmente, da atividade elétrica dos neurônios corticais próximos ao eletrodo (HOLMES; KHAZIPOV, 2007). Tem-se assim que a atividade das ondas captadas pelo eletroencefalograma é causada, predominantemente, pelo fluxo de corrente devido à somatória de potenciais pós-sinápticos de células piramidais do córtex (GOMES, 2015; HOLMES; KHAZIPOV, 2007; OLEJNICZAK, 2006). Tais células encontram-se com os dendritos apicais alinhados uniformemente perpendiculares à superfície cortical (GOMES, 2015), levando à formação de dipolos orientados verticalmente e detectáveis com eletrodos no couro cabeludo (HOLMES; KHAZIPOV, 2007), assim como demonstrado na Figura 2.

Figura 2: Registro de sinais EEG de superfície, ilustrando a polaridade do sinal EEG de acordo com a atividade sináptica no córtex.



Fonte: Adaptado de: Kandel et al., (2014).

Dessa forma, a eletroencefalografia é uma técnica não invasiva para aquisição de sinais encefálicos. Dentre suas desvantagens encontra-se a sua baixa relação sinal ruído (ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017), o que acarreta na necessidade de técnicas robustas de pré-processamento que incluem operações de processamento de sinal necessárias para polir

os sinais brutos de EEG de forma a deixar apenas sinais de atividade cerebral para as análises subsequentes (CHOI; KIM, 2018). Sendo assim, no centro do processamento dos sinais de EEG está à remoção de componentes desnecessários como ruídos e artefatos. Pode-se considerar que ruídos são as atividades neurológicas irrelevantes para uma tarefa comportamental examinada, enquanto que artefatos é a denominação dada aos sinais originários de fontes externas não relacionadas à atividade neurológicas (CHOI; KIM, 2018).

Considerando-se os artefatos presentes juntamente com os sinais de EEG, pode-se dividi-los em dois grupos: fisiológicos e extra-fisiológicos, ou seja, aqueles que são criados no corpo humano, porém de outras fontes que não o cérebro e aquelas que ocorrem devido ao ambiente externo (CHOI; KIM, 2018; ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017; SHOKA et al., 2019). Assim, são considerados artefatos extra-fisiológicos presentes comumente nos sinais de EEG: os artefatos decorrentes da rede elétrica e os artefatos de eletrodo, movimentos no ambiente de gravação e interferência de outros equipamentos (ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017).

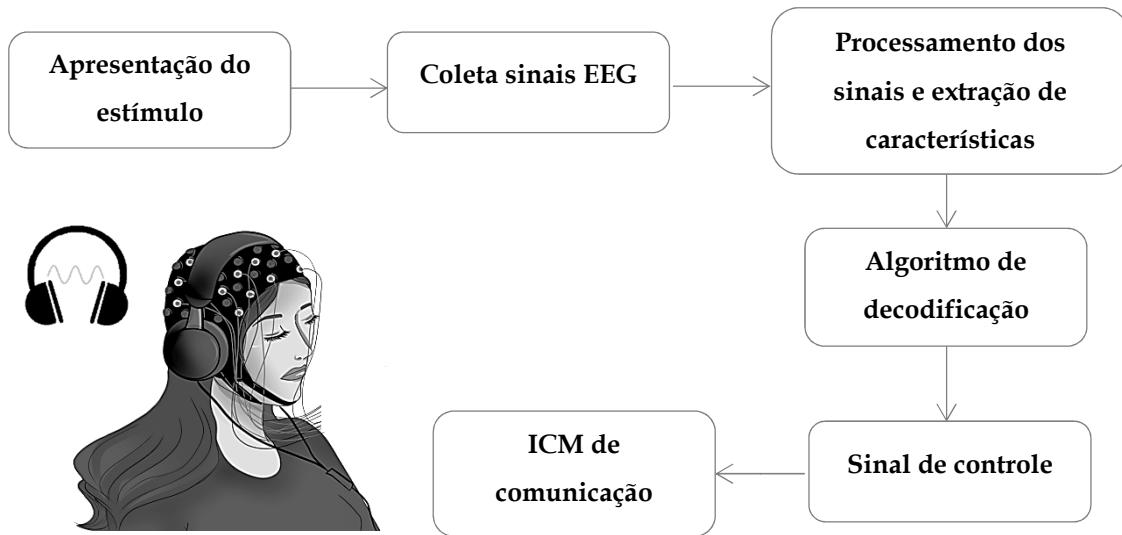
Dentre as principais causas de artefatos fisiológicos, destacam-se: eletrooculografia, eletrocardiografia e artefatos de pulso, artefatos de pele e eletromiografia (CHOI; KIM, 2018; ELSAYED; SAAD; BAYOUMI, 2017). Considerando as ICMs a relação sinal-ruído é um importante fator que deve ser considerado, uma vez que as amplitudes dos potenciais analisados, tal como os potenciais relacionados a eventos (PREs) são muito baixas com relação à atividade cerebral de *background* do EEG (SPIRANDELI, 2020).

2.2. Interfaces Cérebro Máquina e parâmetros de influência

Uma interface cérebro-máquina (ICM ou BMI, do inglês *Brain Machine Interface*) pode ser definida como um sistema que traduz os padrões de atividade cerebral de um usuário em mensagens ou comandos para um aplicativo interativo, sendo essa atividade mediada e processada pelo sistema (KLEIH et al., 2011; LOTTE et al., 2018). Em outras palavras, as ICMs reconhecem padrões na atividade cerebral e os traduzem em comandos de entrada para dispositivos artificiais de controle e comunicação (BAYKARA et al., 2016). Uma vez que esses dispositivos permitem a comunicação e controle sem usar os canais de saída naturais do cérebro, ou seja, nervos e músculos, as ICMs baseadas em EEG permitem a usuários com paralisações motoras graves o controle de tecnologias assistivas e dispositivos auxiliares (BAYKARA et al., 2016; LOTTE et al., 2018).

Para utilizar uma ICM geralmente são necessárias duas fases: uma fase de treinamento *off-line* durante a qual o sistema é calibrado ou treinado e a fase de operação *online*, na qual o sistema pode reconhecer os padrões e convertê-los em comandos para um computador (LOTTE et al., 2018). Pode-se considerar uma ICM *online* como um circuito fechado, iniciando-se com o usuário produzindo um padrão eletroencefalográfico específico, assim como ilustrado na Figura 3. Após a medição desses sinais, esses são pré-processados utilizando-se, por exemplo, filtros espaciais e espectrais, e características são extraídas para melhor representar o sinal. Por fim, esses recursos são classificados e traduzidos em um comando para um aplicativo, fornecendo também um *feedback* para o usuário, informando-os se um comando mental específico foi reconhecido ou não (LOTTE et al., 2018).

Figura 3: Esquemático de funcionamento de Interfaces Cérebro-Máquinas não invasivas.



Fonte: Autor.

Sendo assim, as ICMs requerem o registro de um sinal de controle que possa ser modulado, por atenção ou outra tarefa mental. Diversos métodos de gravação podem ser utilizados, tais como magnetoencefalografia, ressonância magnética funcional, eletrocorticografia, ou o mais utilizado, a eletroencefalografia. Nesse contexto, diferentes componentes do EEG podem ser modulados diretamente, como os ritmos sensórios motores e os potenciais corticais lentos, ou através da atenção para estímulos específicos, como os potenciais evocados em estado estacionário e os potenciais relacionados a eventos (HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016). Desses componentes o potencial P300 é frequentemente utilizando para comunicação com usuários com deficiências motoras (HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016).

Como descrito anteriormente, as ICMs auditivas possibilitam a superação das desvantagens do paradigma visual e podem ser utilizadas por usuários que possuem dificuldade em controlar seus movimentos extraoculares voluntários ou fixar seu olhar em estímulos visuais específicos (ABIRI et al., 2019; ALLISON; KÜBLER; JIN, 2020; BAEK et al., 2019). Apesar de representarem uma alternativa válida e já testada por pacientes com ELA, tais sistemas apresentam desempenho inferior que a condição visual nesses usuários finais (ABIRI et al., 2019). Sendo assim, diversas pesquisas buscam compreender fatores que podem influenciar no desempenho desses sistemas, incluindo-se fatores humanos e parâmetros dos estímulos apresentados.

Com relação a fatores relacionados ao usuário e que podem afetar o desempenho das ICMs destacam-se fatores psicológicos e de personalidade e seções de treinamento. Estudos demonstram que características psicológicas associadas à capacidade de aprender e estabilidade emocional estão associadas ao desempenho de participantes em ICMs (HAMMER et al., 2018). Tem-se ainda que o grau de motivação pode impactar a amplitude do P300, a taxa de transferência de informação (TTI) e performance da ICM de *Speller* auditivo (BAYKARA et al., 2016). Além disso, um período de treinamento, mesmo que breve como duas ou três sessões, está associado a melhora da performance do indivíduos em ICMs auditivas baseadas no P300 (BAYKARA et al., 2016). Tal efeito do treinamento foi observado parcialmente em usuários finais em um ICM auditiva. (HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016).

No que se refere aos parâmetros do estímulo, um dos estímulos auditivos comumente utilizados consiste em tons puros. A frequência do estímulo-alvo foi verificada brevemente em um sistema binário de IMC usando uma tarefa *oddball* de três estímulos. Foi demonstrado que um tom mais baixo (100 Hz) como alvo resultou em maiores precisões de classificação e TTI em comparação com um tom mais alto (1000 Hz), ao usar um segundo alvo em 4000 Hz e ruído branco como estímulo padrão. Os autores deduziram que esses resultados foram obtidos devido à maior diferença entre os alvos, o que teria facilitado o foco no alvo desejado (GUO et al., 2015). No entanto, uma análise mais profunda do efeito da frequência não foi realizada. Outro estudo com tarefas de *oddball* baseadas em frequências distintas de tom, intensidade do estímulo e direção (orelha esquerda ou direita) dos alvos verificou uma vantagem da tarefa de *pitch* (diferença apenas na frequência) (HALDER et al., 2010). Entretanto, os autores consideraram apenas os fatores isolados, sem, por exemplo, verificar a diferença de frequência e direção simultaneamente.

Contudo, esses estímulos artificiais podem ser percebidos pelo usuário como irritantes ou fatigantes, dependendo da sua frequência. Pesquisas com sílabas faladas ou cantadas, tons musicais ou mesmo sons naturais, como o som de animais, tem apontado que tais estímulos são percebidos como mais agradáveis e, em alguns casos, até acarretam em um melhor desempenho de classificação (BAEK et al., 2019; HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016; HÖHNE et al., 2012). Tais sons podem afetar o nível de interesse do usuário e o esforço cognitivo necessário, levando a desempenhos melhores (BAEK et al., 2019). Além disso, podem-se utilizar ainda pistas espaciais, ou seja, alterações na direção do som, para facilitar a tarefa de distinção dos estímulos, contudo, trabalhos apresentaram resultados contraditórios com relação a sua eficácia (BAYKARA et al., 2016; HALDER; KÄTHNER; KÜBLER, 2016).

Por fim, pesquisas avaliaram a influência da assincronia de início de estímulo, isto é, do intervalo de tempo entre o início de dois estímulos sucessivos. Tem-se assim que, caso esse intervalo seja muito curto, a percepção do som pode ser tornar muito complexa e a tarefa pode não ser executada corretamente (SUGI et al., 2018). Sendo assim, os estudos comprovam que a otimização desse parâmetro leva a uma melhora na performance dos sistemas e TTI mais elevadas (SOSULSKI; TANGERMAN, 2019; SUGI et al., 2018). Considerando as ICMs auditivas, um estudo encontrou uma melhor performance e TTI com um intervalo de 500 ms, enquanto que a acurácia de intervalos de 200 e 300 ms e mesmo 1100 ms foram relativamente menores (SUGI et al., 2018). A Tabela 1 apresenta um resumo dos trabalhos analisados.

Tabela 1: Acurácia média de classificação e taxa de transferência de informação para diferentes ICMs auditivas e parâmetros de estimulação.

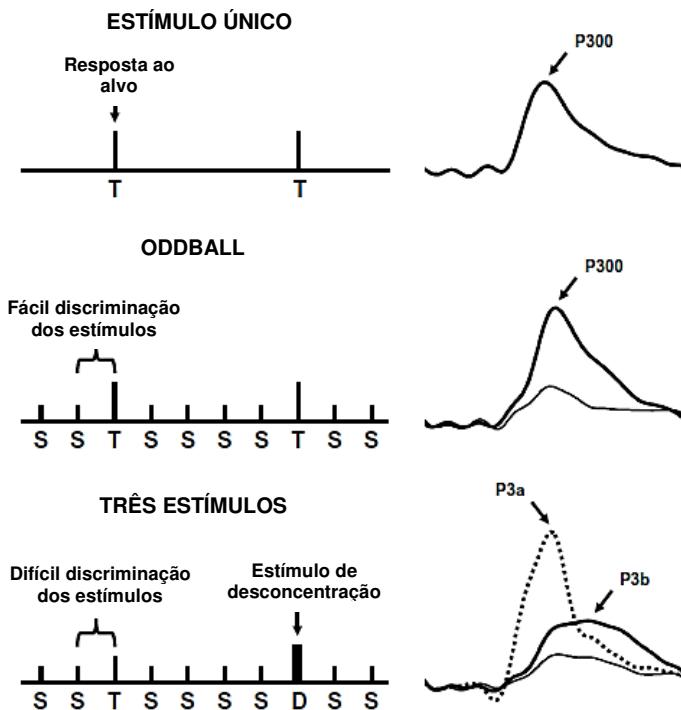
Referência	Tipo ICM	Parâmetro dos estímulos	Acurácia (%)	TTI (bit/min)
Halder et al. (2010)	Binária	Tons puros com variação de frequência, intensidade e direção	78,54	2,46
Höhne et al. (2012)	Binária	Tons gerados artificialmente, sílabas faladas e cantadas	65,80	5,31
Guo et al. (2015)	Binária	Tons puros com diferentes frequências	87,41	6,48
Baykara et al. (2016)	Multiclasses (<i>Speller</i>)	Sons de animais com ou sem pistas espaciais	70,00	5,63
Halder et al. (2016)	Multiclasses (<i>Speller</i>)	Sons de animais com pistas espaciais	52,80	3,08
Sugi et al. (2018)	Binária	Sons virtuais e assincronia de início de estímulo diversas	80,00	9,50

Essas alterações na performance dos sistemas de ICM para diferentes parâmetros da estimulação podem estar associadas às influências que tais parâmetros possuem sobre os potenciais evocados utilizados por esses sistemas. Esse estudo se baseia em tal hipótese e busca assim compreender como os parâmetros do estímulo sonoro podem influenciar o potencial P300, uma vez que esse é de extrema importância para as ICMs. Concentrou-se assim nos tons puros, uma vez que esses são utilizados na área clínica (DIDONÉ et al., 2016; POLICH, 2004) e na busca por tons mais adequados para cada usuário visando reduzir o desconforto desses com tais estímulos.

2.3. P300 e fatores de influência

O potencial relacionado a evento (ERP) P300 foi descoberto na década de 60 através de pesquisas que manipulavam informações sobre estímulos para avaliar como os padrões elétricos do cérebro variavam entre as condições (LUCK; KAPPENMAN, 2011). Esse estímulo geralmente é obtido utilizando um dos seguintes procedimentos: (i) estímulo único (apresentação de um alvo pouco frequente, sem outros estímulos), (ii) tarefa de dois estímulos (também denominada *oddball*, consiste na apresentação de um alvo pouco frequente em um contexto de estímulos padrão frequentes) e (iii) tarefa *oddball* de três estímulos (na qual um alvo pouco frequente é apresentado junto com estímulos padrão frequentes e estímulos de desconcentração pouco frequentes). Tais protocolos são ilustrados na Figura 4. Em todos os protocolos citados, o indivíduo é instruído a reagir mental ou fisicamente ao estímulo alvo, provocando o aparecimento do P300 (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004).

Figura 4: Ilustração esquemática dos paradigmas de estímulo único, *oddball* de dois estímulos e de três estímulos, com os potenciais evocados eliciados a partir dos estímulos de cada tarefa.



Fonte: Adaptado de: Polich, (2007)

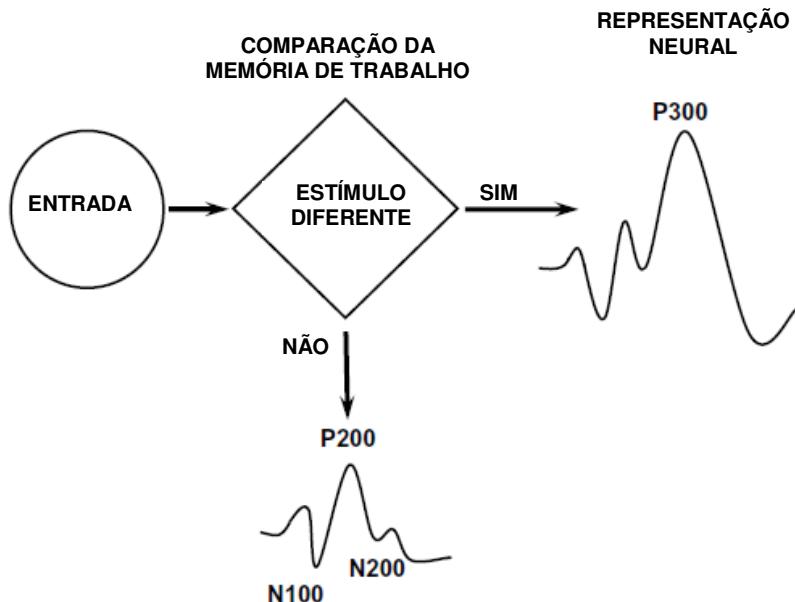
O componente P300 é medido avaliando sua amplitude e latência. Assim, sua amplitude geralmente é definida como a diferença entre a tensão de linha de base do pré-estímulo médio e o maior pico positivo da forma de onda do potencial relacionado a evento dentro de uma janela de tempo. Além disso, a latência é tipicamente definida, considerando a mesma janela de tempo, como o tempo desde o início do estímulo até o ponto de máxima amplitude positiva. A latência pode ser interpretada como o tempo de avaliação do estímulo de indexação, sendo relativamente curta quando o processamento de tarefas é considerado fácil e mais longo para processamentos difíceis (LUCK; KAPPENMAN, 2011).

Pesquisas apontam que a amplitude do P300 indexa as atividades cerebrais, relacionadas à memória, subjacentes à revisão da representação mental induzida pelos estímulos recebidos, assim como ilustrado na Figura 5 (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004, 2007). Sendo assim, é possível visualizar a atualização da representação do estímulo neural na memória de trabalho uma vez que um novo estímulo é detectado, levando a ocorrência do potencial P300, além dos potenciais sensoriais (LUCK; KAPPENMAN, 2011). Tem-se ainda que a amplitude do P300 em protocolos *oddball* demonstram efeitos de habituação e desabituação, implicando fortemente que esse componente indexa atenção

fundamental e operações relacionadas à memória (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004). Dessa forma, tem-se assim que a amplitude do P300 pode ser considerada como um indicador da quantidade de atividade do sistema nervoso relacionada ao processamento de informações recebidas, enquanto que a latência é um índice de processamento de estímulos, refletindo a velocidade de classificação desses (POLICH, 2004).

Figura 5: Ilustração esquemática do modelo de atualização de contexto do P300. Com a entrada de um novo estímulo, um processo de comparação de memória determina se esse estímulo atual é igual ao estímulo anterior ou não. Caso o estímulo recebido seja o mesmo, o modelo neural permanece inalterado, sendo evocados os potenciais sensoriais (N100, P200, N200). Se o estímulo é diferente e o indivíduo utilizar recursos de atenção ao alvo, a representação neural do ambiente é atualizada, apresentando os potenciais sensoriais e o potencial P300.

TEORIA DA ATUALIZAÇÃO DE CONTEXTO DO P300



Fonte: Adaptado de: Polich, (2007).

Sabe-se ainda que diversos fatores podem alterar as características, tais como a amplitude e a latência, do componente P300. Diversas pesquisas apontam para a distribuição de amplitude e latência sobre a topografia do couro cabeludo, na qual a amplitude se torna maior e a latência, geralmente, menor a partir dos eletrodos frontais em direção aos parietais (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 1989, 2004). Fatores biológicos também afetam os ERPs que envolvem atenção e processos de memória, podendo ocorrer espontaneamente, serem induzidos por variáveis ambientais ou resultar de diferenças individuais. Tem-se, por exemplo, que um aumento na temperatura corporal ou frequência cardíaca levam a uma latência reduzida (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004). Com relação à idade,

pesquisas demonstram que em crianças há um aumento da amplitude e uma redução da latência, sendo que adultos apresentam resultados opostos (LUCK; KAPPENMAN, 2011). Fatores que podem ser induzidos também possuem influência: fatiga leva a uma redução da amplitude e aumento da latência, cafeína e nicotina acarretam em latência reduzida e um consumo de álcool agudo leva a uma menor amplitude e maior latência (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004). Outras pesquisas apontam diferenças com relação ao gênero (amplitude em mulheres é menor que em homens, enquanto a latência é menor em mulheres) (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004) e personalidade (com resultados contraditórios segundo o tipo de teste aplicado, idade dos participantes e o protocolo experimental) (ROSLAN et al., 2017).

Por fim, diversos estudos investigaram a influência dos parâmetros do estímulo auditivo nas medidas do P300. Dessa forma, há uma correlação direta entre o aumento da intensidade do estímulo e a amplitude do P300 e uma correlação indireta com a latência (FJELL; WALHOVD, 2003; POLICH; ELLERSON; COHEN, 1996). Também é observada uma correlação indireta entre o aumento na probabilidade de estímulos alvo e a amplitude do P300 (LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004). A amplitude do P300 também é aumentada com o maior intervalo alvo a alvo, que é determinado pelas sequências de estímulos não alvo (LUCK; KAPPENMAN, 2011).

Além disso, no estudo de Cass e Polich (1997) a avaliação da influência do paradigma de coleta, assim como dos parâmetros dos estímulos também foi avaliada. Demonstrou-se assim amplitudes maiores e latências mais longas para o componente P300 que os resultados alcançados com o paradigma de estímulo único. Os dois paradigmas produziram distribuições no couro cabeludo semelhantes nas condições da tarefa e responderam da mesma forma às variações de intensidade e frequência do tom alvo (aumento da intensidade levou a um aumento da amplitude e redução da latência e pouco efeito da frequência) (CASS; POLICH, 1997).

Um estudo mais recente desenvolvido por Fjell e Walhovd (2003) corroborou com os principais resultados encontrados na literatura com relação a variações de intensidade e limiar de audição. Sendo assim, demonstrou-se que decréscimos da intensidade do estímulo acarretam um aumento da latência e uma redução da amplitude. Contudo, a maior diferença nas medidas do P300 ocorre com a variação do limiar de audição, sendo que um limiar auditivo reduzido é acompanhado de um aumento da latência e uma redução da amplitude (FJELL; WALHOVD, 2003). Assim, dentre os fatores com resultados ainda contraditórios, destacam-se: frequência de estímulo e lateralização.

Dessa forma, os primeiros estudos já apontavam possível influência da frequência do tom e intensidade do estímulo (um aumento da intensidade do estímulo, para os sons alvos e padrão, acarreta em redução da latência) (POLICH, 1989; SUGG; POLICH, 1995; VESCO et al., 1993). Assim, Polich, (1989) demonstrou que, variações na frequência, intensidade e duração do som padrão afetam a latência do P300, encontrando amplitudes levemente maiores para estímulo de alta frequência, além de redução da latência para a faixa de média das frequências de tons alvos e para o aumento de intensidade e duração do estímulo (POLICH, 1989).

Um estudo avaliou também a influência do limiar auditivo na latência e amplitude do P300, demonstrando que indivíduos com deficiência auditiva apresentam latências mais longas (com maior efeito ao utilizar um estímulo padrão de 1000Hz e estímulo alvo de 2000Hz) e uma redução da amplitude (POLLOCK; SCHNEIDER, 1992). Outro trabalho buscou avaliar as diferenças entre jovens e idosos com diferentes parâmetros de estímulo. Conclui-se assim que jovens possuem amplitudes maiores e latências reduzidas. Segundo esse estudo, tem-se ainda que os estímulos de baixa frequência produziram amplitudes maiores e latências mais curtas de P300 (VESCO et al., 1993).

Um estudo avaliou ainda as diferenças de intensidade e amplitude, considerando-se as variações nos estímulos alvo e padrão em adultos. Demonstrou-se assim que, com o aumento da intensidade do estímulo há um acréscimo da amplitude do P300 e uma redução da latência. Além disso, considerando-se variações no estímulo alvo, os tons de baixa frequência produziram latências mais longas. Enquanto isso, para os estímulos padrão, os estímulos de baixa frequência produziram amplitudes de P300 menores e latências mais longas (SUGG; POLICH, 1995). Destaca-se aqui que os estudos de Polich, (1989), Pollock; Schneider, (1992), Vesco et al., (1993) e Sugg; Polich, (1995) consideraram como estímulos de baixa frequência aqueles com frequência de 500 Hz, enquanto as altas frequências chegaram até 2500 Hz.

Um estudo mais recente utilizou uma tarefa *oddball* passiva e frequências baixas e altas para os estímulos padrão e desviante e observou uma latência do P300 menor para 1000 Hz do que a observada para 250 e 4000 Hz, e as amplitudes do ERP foram menores para 250, 500 e 1000 Hz em comparação com 2000 e 4000 Hz (NOVITSKI et al., 2004). Por fim, a latência do hemisfério do P300 também varia: maior amplitude no hemisfério direito, maior no hemisfério esquerdo ou simetria bilateral. Um estudo com estimulação binaural e monaural demonstrou que o hemisfério direito estava proeminentemente envolvido no processamento do estímulo (GILMORE; CLEMENTZ; BERG, 2009).

Dessa forma, dentre os principais fatores que influenciam o componente P300 destaca-se: um aumento da intensidade do estímulo acarreta em aumento da amplitude e redução da latência (CASS; POLICH, 1997; FJELL; WALHOVD, 2003; POLICH, 1989; POLICH; ELLERSON; COHEN, 1996; SUGG; POLICH, 1995; VESCO et al., 1993), um aumento da probabilidade de estímulo leva a uma redução da amplitude (POLICH, 2004; POLICH; ELLERSON; COHEN, 1996) e uma influência de idade e limiar de audição com idosos e indivíduos com audição prejudicada apresentando amplitudes menores e latências mais longas (FJELL; WALHOVD, 2003; LUCK; KAPPENMAN, 2011; POLICH, 2004; POLLOCK; SCHNEIDER, 1992).

Nesse contexto, considerando as divergências nos resultados da frequência e efeito da lateralização no P300 e a influência desses parâmetros para o desempenho dos IMC, o objetivo deste trabalho consiste em avaliar o impacto da frequência e direção da dos estímulos auditivos no biomarcador EEG associado à mudança na detecção modulada pela atenção, ou seja, P300, durante uma tarefa de *oddball* ativa. A principal questão que motivou este estudo foi verificar se é possível aplicar o mesmo padrão de estímulos a todos os sujeitos de uma amostra, mesmo sabendo que diferentes fatores podem influenciar no componente P300. Além disso, considerando que indivíduos diferentes possuam possíveis respostas corticais distintas para um mesmo conjunto de estímulos, busca-se ainda estabelecer os parâmetros que estejam associados aos potenciais mais significativos para cada indivíduo.

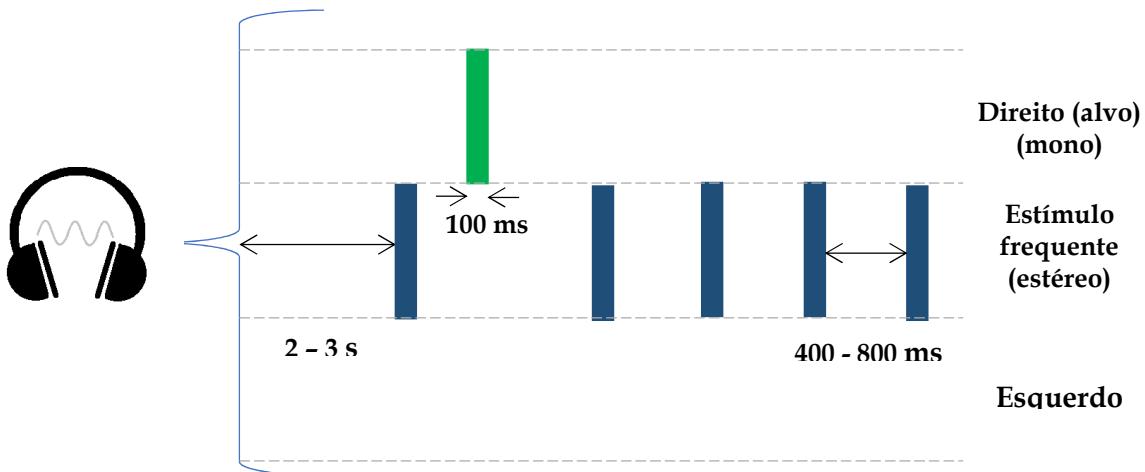
3. METODOLOGIA

3. 1. Procedimento experimental

Para a realização das coletas de dados foram selecionados cinco indivíduos saudáveis, sendo dois do sexo masculino e três do sexo feminino, com idades entre 23 e 26 anos. Ressalta-se que nenhum dos participantes possuía histórico de perda auditiva e todos foram capazes de ouvir, identificar e discriminar com clareza os diferentes tons utilizados no ensaio experimento. Durante o experimento, os sujeitos foram convidados a se sentarem em uma posição confortável e ergonômica e foram instruídos a evitar qualquer movimento corporal e ocular, mantendo-se os olhos fechados e com total atenção à tarefa. Para realizar a tarefa, os voluntários foram solicitados a alocar recursos de atenção para o estímulo-alvo e ignorar o estímulo padrão, realizando uma contagem mental dos estímulos-alvo.

Os participantes realizaram 10 tarefas auditivas de *oddball* com 5 diferentes frequências para o estímulo alvo (100, 500, 550, 1000 e 2000 Hz), tocadas em mono em cada orelha por meio de um canal de fone de ouvido. Uma tarefa consistia em 50 a 55 tentativas e, para cada tentativa, seis estímulos eram reproduzidos em sequência aleatória: o alvo, tocado em mono, e cinco pulsos de ruído branco (estímulo padrão), reproduzidos em estéreo. Cada estímulo teve duração de 100 ms com intensidade de 77 dBNSPL (nível de pressão sonora). Os intervalos entre estímulos e os intervalos entre tentativas foram randomizados entre 400 e 800 ms (GUO et al., 2015) e 2 e 3 s, respectivamente. A Figura 6 ilustra a apresentação dos estímulos em uma tentativa. Assim, no total, cada participante realizou dez tarefas, uma para cada uma das frequências alvo para cada orelha. No protocolo executado, primeiramente era realizada a tarefa com a frequência alvo apresentada na orelha direita, posteriormente na orelha esquerda, e assim sucessivamente para as demais frequências alvo.

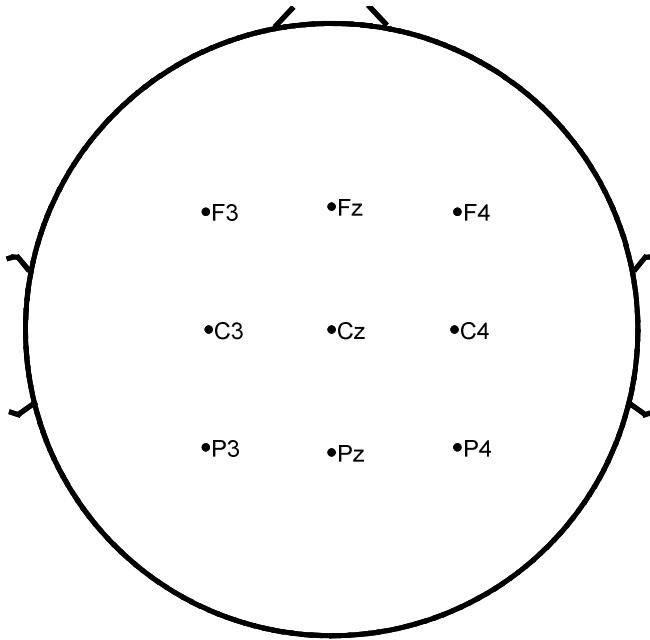
Figura 6: Esquema de apresentação de estímulos em paradigma *oddball* de dois estímulos.



Fonte: Autor.

Para captura dos sinais EEG, foi utilizada a touca MCSCAP 10-20 com anéis de fixação para o posicionamento dos eletrodos. O sistema amplificador BE Plus LTM foi usado para condicionamento de sinal e aquisição de dados. Os dados foram filtrados em banda em 0,15 e 30 Hz e um filtro notch em 60 Hz foi usado. Os dados de EEG foram coletados de 9 locais (F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz e P4) de acordo com o sistema internacional de colocação de eletrodos 10-20, assim como apresentado na Figura 7. A taxa de amostragem foi de 1024 Hz.

Figura 7: Posicionamento dos eletrodos segundo o padrão internacional 10-20.



3.2. Pré-processamento dos dados

Primeiro, para a remoção do artefato, os dados foram filtrados com um filtro de tendência linear e um filtro passa-banda digital de 0,75 a 18 Hz (butterworth de quarta ordem e sexta ordem, respectivamente). Um filtro stop-band de 8 a 12 Hz (butterworth de quarta ordem) foi usado para reduzir a banda alfa. As épocas foram extraídas de todos os canais, com uma janela de tempo de 200 ms antes do início do estímulo a 800 ms após o início do estímulo. Após a segmentação, a linha de base foi corrigida subtraindo de cada época a amplitude média de -200 a 0 ms (sinal pré-estímulo). Finalmente, um limite máximo de $\pm 50 \mu\text{V}$ foi usado para validar as épocas (GUO et al., 2015).

Para a análise dos ERPs, foi realizada a promediação das épocas em cada eletrodo. A amplitude e a latência do componente P300 foram medidas para cada eletrodo. Em ambas as estimativas, foram consideradas as épocas para o estímulo padrão e desviante. A amplitude do P300 foi definida como a amplitude máxima na janela de tempo entre 250 a 500 ms (POLICH, 2004).

3.3. Análise visual

Os potenciais evocados resultantes da apresentação dos estímulos foram avaliados através de mapas topográficos e diagramas de dispersão. Dessa forma, para a elaboração dos

mapas topográficos considerou-se a energia do sinal em uma janela de 250 a 350 ms após a apresentação do estímulo, visando-se assim abranger a principal faixa de latência do potencial P300. Adotou-se tal estratégia após a inspeção visual dos potenciais evocados de cada voluntário demonstrar uma grande variação na latência desse potencial. Para tanto, considerou-se a energia do sinal EEG como apresentado na equação 1.

$$E = \sum_{n=i}^j x^2[n] \quad (1)$$

onde x_n representa o valor das m amostras do sinal de cada canal no intervalo de interesse (zona P300, de 250 a 500ms após estímulo).

Além disso, para a elaboração dos gráficos de dispersão considerou-se a latência e amplitude desse potencial, e um número variado de épocas promediadas. Buscou-se assim visualizar a existência de respostas corticais distintas para os estímulos frequentes e não frequentes, considerando uma mesma frequência, caracterizando tais respostas pelos parâmetros do principal potencial evocado relacionado ao grau de surpresa do indivíduo. Um *boxplot* da variação dos dados de amplitude e latência para cada classe auxilia na distinção entre as tendências encontradas.

3.4. Máquinas de Vetores de Suporte

As Máquinas de Vetores de Suporte (SVMs, do inglês *Support Vector Machine*) encontram-se dentro das técnicas de aprendizagem de máquinas que estão em crescente utilização nas diversas aplicações da comunidade científica. Neste trabalho a distinção entre os potenciais evocados relacionados aos estímulos frequentes e não frequentes para as diferentes frequências pode ser visualizada nos gráficos elaborados a partir das informações do potencial P300. Contudo, buscou-se verificar se tal mecanismos de aprendizagem de máquinas seria capaz de, a partir de um conjunto restrito de amostras, generalizar a tendência de resposta de cada indivíduo a um determinado estímulo e a influência desse na performance dos mecanismos de classificação. Dessa forma, busca-se averiguar se um modelo artificial também é capaz de distinguir o melhor conjunto de parâmetros para cada indivíduo, podendo assim ser implementado em uma análise prévia para seleção dos estímulos a serem utilizados em uma ICM binária, por exemplo.

SVM consiste em uma técnica de aprendizagem supervisionada, ou seja, a partir de um conjunto de exemplos rotulados (na forma de entrada – atributos - e saída desejada - classes) produz-se um modelo preditor capaz de predizer precisamente o rótulo de novas entradas não apresentadas previamente (LORENA; DE CARVALHO, 2007). Dessa maneira, o método SVM parte da concepção que hiperplanos podem ser empregados para realizar a separação, no espaço de atributos, entre dois conjuntos de padrões linearmente separáveis (NEGRI, 2013). Assim, este método tem como objetivo encontrar o melhor hiperplano, capaz de maximizar a margem de separação entre as classes (GOUVEIA, 2018). Um hiperplano equivale ao lugar geométrico no qual a função $f : \chi \rightarrow \mathbb{R}$ definida como na equação 2 torna-se nula (LORENA; DE CARVALHO, 2007; NEGRI, 2013).

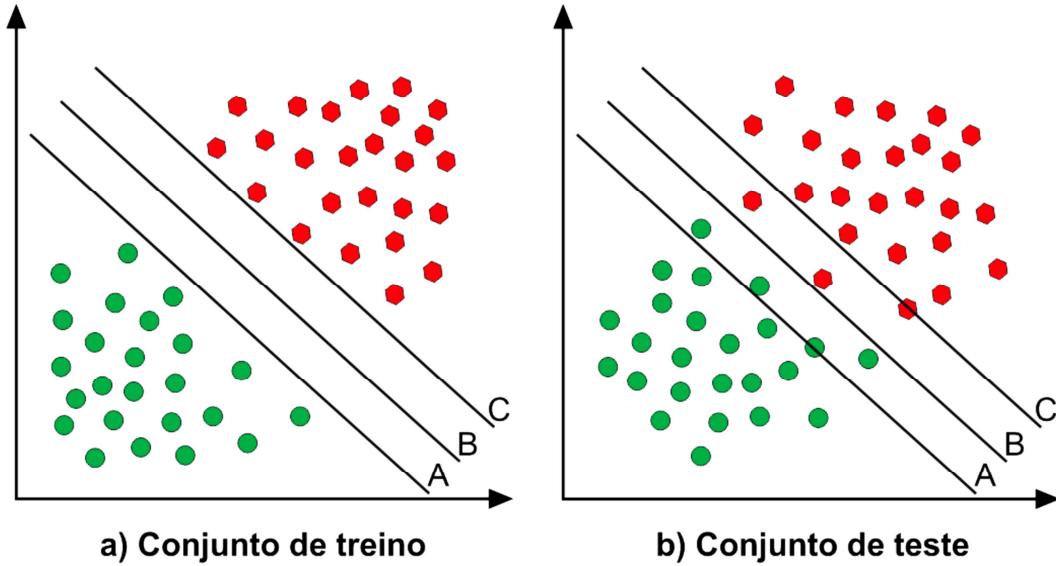
$$f(x) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b \quad (2)$$

em que: w é o vetor ortogonal ao hiperplano de separação $f(x) = 0$, x é o vetor de atributos e b é o viés, ou seja, um escalar tal que $|b| / \|w\|$ representa a distância do hiperplano à origem do espaço de atributos (NEGRI, 2013). Portanto, para a determinação deste plano define-se o conjunto de treinamento D como demonstrado na equação 3.

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in \mathbb{R}^k, y_i \in \{-1, 1\} : i = 1, \dots, n\} \quad (3)$$

no qual x_i representa o vetor dos exemplos de entradas com k atributos e y_i representa o vetor com a resposta desejada de cada exemplo (GOUVEIA, 2018). A Figura 8 representa exemplos de hiperplanos que separam de forma correta os dados de treinamento. Observa-se assim que os três hiperplanos são capazes de separar adequadamente os dois padrões, contudo, o hiperplano B apresenta a maior margem de separação (GOUVEIA, 2018). Tem-se assim que tal hiperplano possui maiores condições de manter a separabilidade entre as classes quando submetido a novos dados, isto é, possui maior capacidade de generalização (NEGRI, 2013).

Figura 8: Exemplos de hiperplanos capazes de separar adequadamente dois padrões.



Fonte: Adaptado de: Gouveia, (2018).

Assim, se os dados são linearmente separáveis, torna-se possível eleger dois hiperplanos paralelos de maneira que a distância entre as duas classes seja máxima (GOUVEIA, 2018). A região entre os dois hiperplanos que separam as duas classes desejadas é denominada margem. Tais hiperplanos são definidos pela equação 4.

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = +1 \text{ e } \vec{w} \cdot \vec{x} + b = -1 \quad (4)$$

A margem de separação tem largura de $2/\|\vec{w}\|$ e, portanto, essa é maximizada minimizando-se $\|\vec{w}\|$. O hiperplano ideal que maximiza as margens entre as duas classes encontra-se exatamente entre tais planos base. Ressalta-se que devem ser respeitadas as restrições impostas pela equação 5 de maneira a impedir que os pontos em análise estejam dentro da margem (GOUVEIA, 2018; LORENA; DE CARVALHO, 2007).

$$\begin{aligned} f(x_i) &= \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1, & \text{se } y_i = +1 \\ f(x_i) &= \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1, & \text{se } y_i = -1 \end{aligned} \quad (5)$$

Tais inequações, quando combinadas, fornecem a inequação apresentada na expressão 6 (GOUVEIA, 2018).

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

Dessa maneira, a determinação de w e b é modelada pelo problema de otimização apresentado na equação 7 (NEGRI, 2013) A solução desse problema acarreta na conclusão de que o resultado da etapa de aprendizado é obtido de maneira que o hiperplano ideal é calculado através da combinação linear dos elementos do conjunto de treinamento (GOUVEIA, 2018).

$$\min_{w,b} \left(\frac{1}{2} \vec{w} \cdot \vec{w} \right) \text{ sujeito a: } y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

A predição de $f(x)$ para um novo exemplo ocorre segundo a equação 8, na qual n é o número de elementos do conjunto de treinamento e α e b compõem os parâmetros que o SM utiliza para construir o modelo capaz de obter uma solução ideal. Assim, o hiperplano pode ser determinado pelas amostras que mais se aproximam das classes $y_i = +1$ e $y_i = -1$, sendo tais pontos denominados vetores de suporte (GOUVEIA, 2018).

$$f(x) = sign\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\vec{x} \cdot \vec{x}_i + b)\right) \quad (8)$$

Nos casos em que não é possível realizar uma separação ideal, por exemplo pela maior proximidade entre amostras das classes, torna-se necessário o acréscimo de parâmetros que permitem ao modelo se adequar aos dados, tornando alguns erros toleráveis. Dessa forma a equação 9 apresenta como a função pode ser adaptada, em que ξ_i e C são parâmetros que definem a máxima tolerância para o erro, isto é, variáveis de folgas (LORENA; DE CARVALHO, 2007) e a compensação entre o número de classificações incorretas e a largura da margem do hiperplano (SHA'ABANI et al., 2020), respectivamente.

$$\begin{aligned} \min_w & \rightarrow \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) & \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \text{ e } i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (9)$$

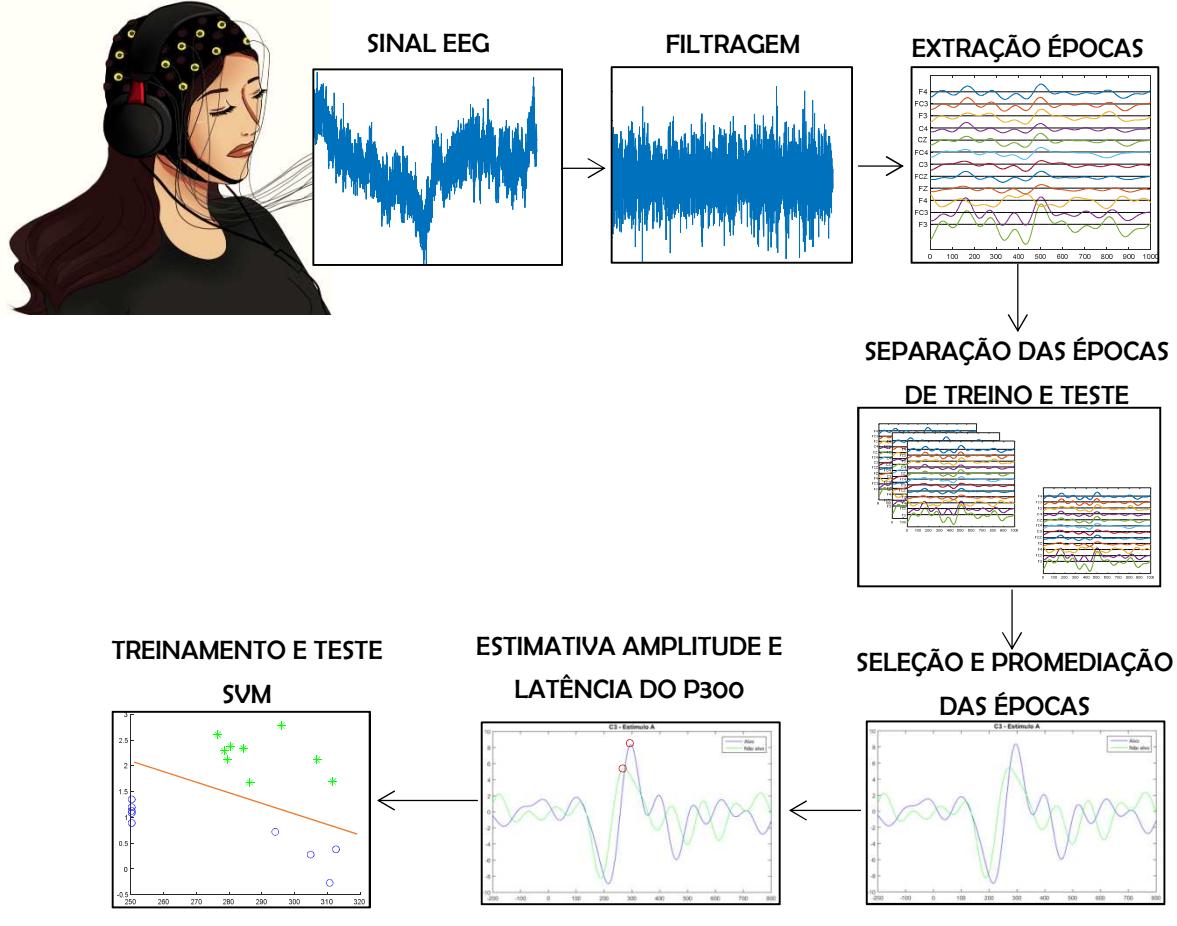
Nota-se que tal sistema apresenta grandes vantagens para a classificação de sinais EEG, tal como a capacidade de solucionar problemas não lineares, características de regularização que permitem evitar erros de classificação e *overfitting* e a capacidade de trabalhar com problemas de classificação de alta dimensão, mesmo quando o tamanho dos dados é pequeno (SHA'ABANI et al., 2020). Neste estudo, utilizou-se o método SVM juntamente com uma validação *Leave-One-Out*, na qual o treinamento é realizado com n-1 dados e o teste consiste na apresentação de um novo registro somente (SCHREIBER, JACQUES NELSON CORLETA BESKOW et al., 2017).

Assim, o classificador visa auxiliar na discriminação das melhores frequências sonoras de estimulação para cada indivíduo. Ou ainda, aquelas frequências alvo que melhor permitem distinguir ERPs relativos a estímulos frequentes daqueles associados a estímulos não frequentes. Para esta fase, é necessário promover o treinamento da SVM com base em características extraídas de um conjunto de épocas promediadas para tal. A Figura 9 ilustra a sequência de ações definidas para esta etapa.

Uma vez extraídas as épocas de interesse (estímulos frequentes e não frequentes), conforme descrito anteriormente, estas foram agrupadas em dois pacotes para treinamento e teste da SVM, respectivamente. Como para cada tentativa foram gerados cinco estímulos frequentes e apenas um não frequente, optou-se por selecionar a época do estímulo não frequente e apenas uma das épocas de estímulos frequentes, escolhida aleatoriamente. As épocas de cada pacote foram então promediadas com quantidades distintas de épocas para avaliar qual a quantidade mínima necessária para um bom treinamento e classificação da SVM.

Com características para treinamento e teste da SVM utilizou-se a amplitude e a latência do potencial P300 para cada um dos canais selecionados. As etapas de treinamento e teste do classificador foram realizadas com a validação *Leave-One-Out*, selecionando assim um exemplo de cada classe para teste. A taxa de acurácia do classificador foi analisada considerando todas as validações e os acertos para cada uma das classes.

Figura 9: Etapas do processamento dos dados para classificação dos potenciais frequentes e não frequentes pelo SVM



Fonte: Autor.

4. RESULTADOS

4.1. Análise preliminar

A análise preliminar dos potenciais evocados encontrados para os diferentes estímulos baseou-se em uma avaliação global da média das respostas de todos os voluntários para os estímulos não frequente (alvo) e frequente (padrão). As Tabelas 2 e 3 apresentam os resultados de amplitude e latência do potencial P300 gerado pela grande média dos sinais de cada canal (eletrodo) em todos os voluntários, quando o estímulo fora apresentado na orelha direita. As tabelas mostram os valores para os diferentes eletrodos e frequências. Percebe-se uma amplitude maior para os estímulos alvos, conforme a expectativa inicial, considerando a alocação de recursos atenção e a mudança no som esperado. Com relação à latência, é possível visualizar a presença de latências menores para o estímulo alvo, o que pode estar associado ao fator de surpresa de tal estímulo.

Tabela 2: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para os estímulos alvo do lado direito.

	Frequência	Eletrodo								
		F3	F4	C3	C4	P3	P4	FZ	CZ	PZ
Amp. (μ V)	100	3,97	3,62	3,97	3,33	2,80	2,59	4,17	4,67	3,07
	500	3,89	3,51	4,04	3,86	3,66	3,21	4,36	4,32	3,43
	550	2,31	2,39	2,94	3,37	3,32	3,29	2,41	2,91	3,52
	1000	2,66	2,21	2,28	2,14	2,28	1,49	2,41	1,67	1,62
	2000	3,36	2,70	3,46	2,67	2,89	1,87	3,46	3,77	2,37
Lat. (ms)	100	295,12	293,16	277,54	273,63	308,79	257,03	291,21	270,70	259,96
	500	299,02	298,05	303,91	302,93	312,70	309,77	295,12	294,14	307,81
	550	300,98	307,81	309,77	311,72	318,55	319,53	302,93	305,86	317,58
	1000	280,47	281,45	299,02	294,14	308,79	300,98	280,47	285,35	308,79
	2000	285,35	273,63	295,12	272,66	307,81	307,81	276,56	270,70	303,91

Amp. = amplitude. Lat. = latência.

Tabela 3: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para os estímulos padrão do lado direito.

	Frequência	Eletrodo								
		F3	F4	C3	C4	P3	P4	FZ	CZ	PZ
Amp. (μ V)	100	0,46	0,75	0,72	0,86	0,86	1,09	0,60	0,72	0,78
	500	0,60	0,57	0,34	0,45	0,43	0,59	0,32	0,24	0,41
	550	1,05	1,11	0,82	0,98	0,82	1,04	0,89	0,58	0,68
	1000	0,77	1,03	0,43	0,63	0,35	0,54	0,80	0,39	0,26
	2000	0,63	0,59	0,47	0,60	0,55	0,56	0,54	0,45	0,48
Lat. (ms)	100	309,77	325,39	325,39	327,34	330,27	334,18	328,32	330,27	333,20
	500	302,93	345,90	311,72	343,95	325,39	352,73	348,83	353,71	354,69
	550	306,84	315,63	306,84	315,63	300,98	309,77	310,74	312,70	303,91
	1000	304,88	308,79	310,74	312,70	390,82	303,91	310,74	313,67	395,70
	2000	285,35	331,25	293,16	334,18	294,14	293,16	334,18	334,18	295,12

Amp. = amplitude. Lat. = latência.

De modo similar, as Tabelas 4 e 5 apresentam os dados de amplitude e latência do P300, contudo considerando os estímulos na orelha esquerda. Observam-se, de forma geral, menores amplitudes para o estímulo alvo na orelha esquerda do que na orelha direita. Contudo, ainda é possível observar uma amplitude maior para os estímulos alvos com relação aos estímulos padrões, assim como uma latência reduzida.

Tabela 4: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para os estímulos alvo do lado esquerdo.

Frequência	Eletrodo									
	F3	F4	C3	C4	P3	P4	FZ	CZ	PZ	
Amp. (μ V)	100	2,83	2,94	3,18	3,48	3,02	2,79	2,73	4,25	3,59
	500	2,15	2,09	2,95	3,02	2,87	3,15	2,22	3,00	3,18
	550	2,11	2,16	2,12	2,32	1,86	1,85	2,01	1,93	1,68
	1000	2,21	2,23	2,13	2,56	1,76	2,01	2,40	2,39	1,54
	2000	3,60	2,84	3,51	3,01	2,97	2,87	3,63	4,03	2,78
Lat. (ms)	100	299,02	310,74	256,05	306,84	258,98	263,87	300,00	255,08	259,96
	500	303,91	317,58	306,84	316,60	310,74	318,55	308,79	305,86	310,74
	550	291,21	291,21	300,98	300,98	305,86	302,93	289,26	294,14	303,91
	1000	279,49	284,38	279,49	297,07	290,23	306,84	279,49	275,59	302,93
	2000	276,56	269,73	287,30	317,58	305,86	316,60	273,63	262,89	316,60

Amp. = amplitude. Lat. = latência.

Tabela 5: Amplitude e latência da média de todos os voluntários para os estímulos padrão do lado esquerdo.

Frequência	Eletrodo									
	F3	F4	C3	C4	P3	P4	FZ	CZ	PZ	
Amp. (μ V)	100	0,80	0,84	0,76	0,81	0,77	0,77	0,66	0,48	0,59
	500	0,62	0,66	0,53	0,70	0,65	0,66	0,72	0,59	0,60
	550	0,94	1,03	0,91	1,00	1,05	1,06	0,98	0,72	0,96
	1000	0,79	0,88	0,40	0,62	0,36	0,40	0,65	0,25	0,27
	2000	1,03	0,94	0,47	0,49	0,28	0,49	0,73	0,03	0,18
Lat. (ms)	100	313,67	318,55	316,60	321,48	314,65	316,60	317,58	320,51	314,65
	500	332,23	331,25	339,06	333,20	342,97	335,16	335,16	338,09	341,02
	550	307,81	319,53	309,77	319,53	313,67	322,46	319,53	319,53	316,60
	1000	309,77	309,77	311,72	318,55	331,25	332,23	313,67	317,58	328,32
	2000	292,19	295,12	291,21	303,91	456,25	455,27	296,09	479,69	461,13

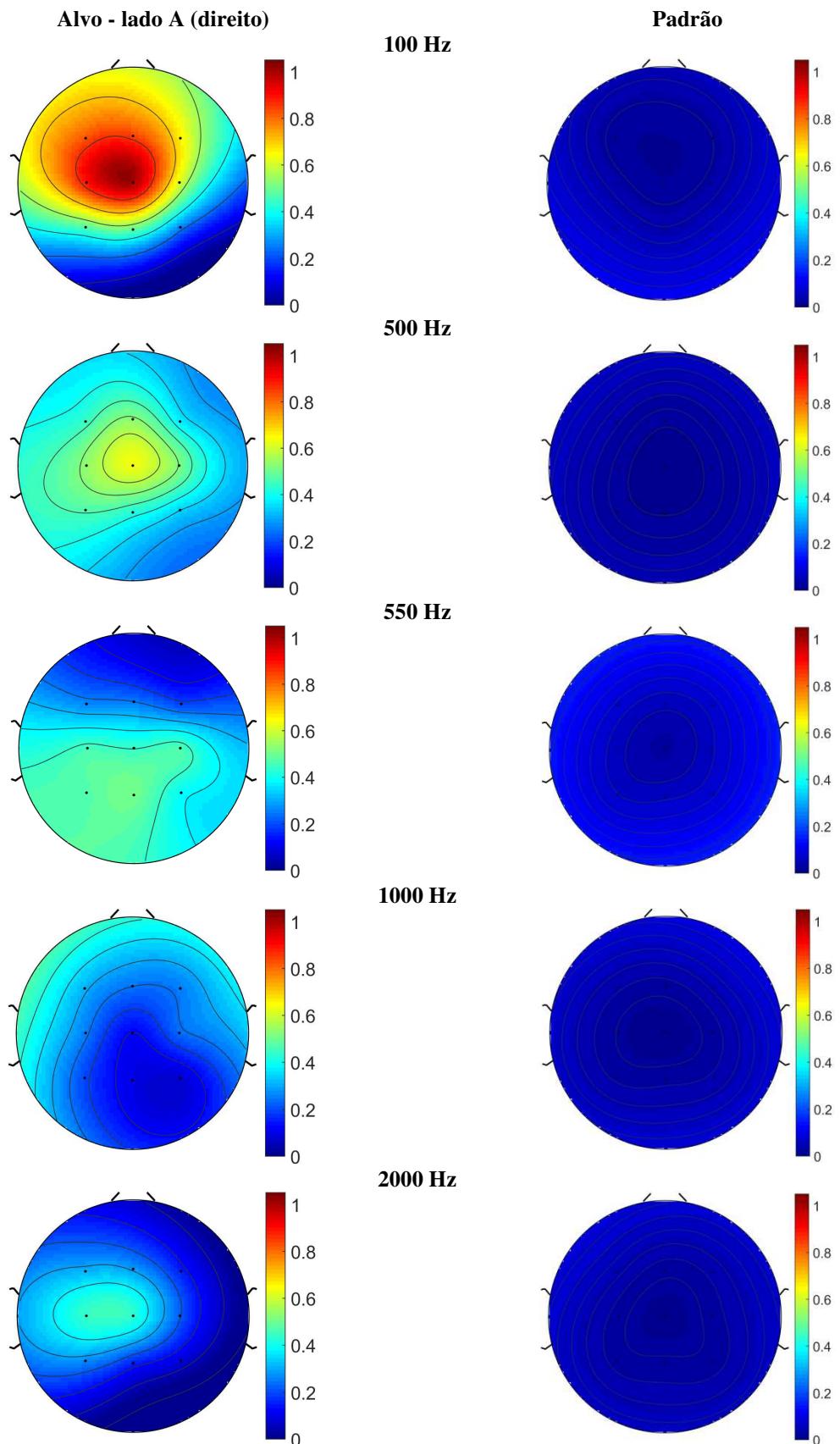
Amp. = amplitude. Lat. = latência.

As Figuras 10 e 11 apresentam os mapas topográficos da energia do sinal na janela de interesse (entre 250 e 350 ms) para os estímulos alvos e padrão nas diferentes frequências, considerando a média de todos os voluntários e épocas. Os mapas foram normalizados para a maior energia dentre todos os estímulos e canais. Nota-se a formação de dipolos mais fortes, para a maioria das frequências apresentadas, em direção ao lado contralateral no qual foi apresentado o estímulo. Além disso, conforme esperado, em geral energias maiores são observadas para os estímulos alvo. Contudo, percebe-se ainda uma menor energia associada a estímulos apresentados na orelha esquerda, com relação à orelha

direita, com algumas frequências apresentando energias similares às encontradas para os estímulos padrão. Além disso, existe também uma tendência mais fronto-central, com menores amplitudes nos eletrodos parietais.

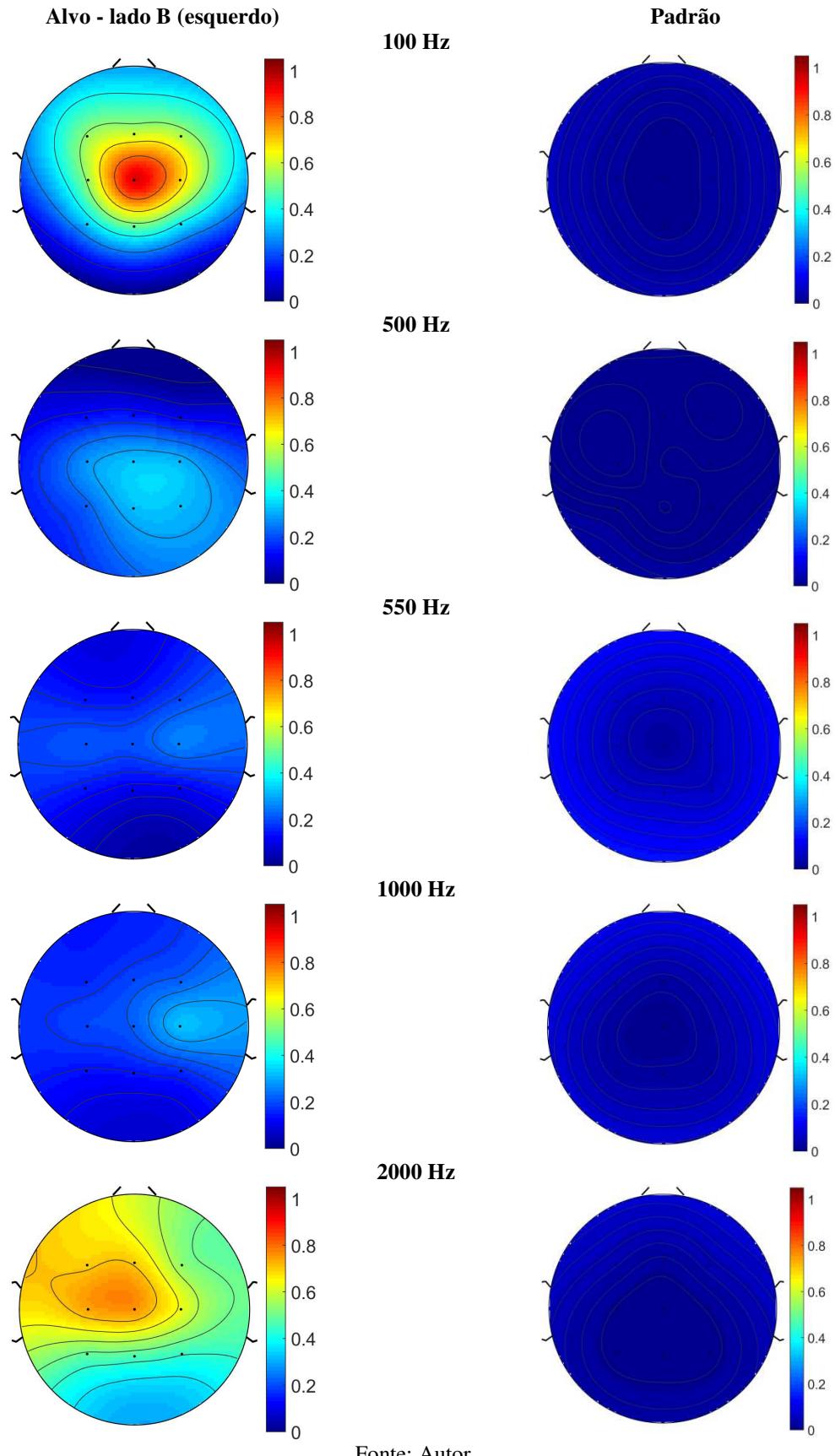
Observam-se nas Figuras 10 e 11 as diferenças na resposta cortical e a presença ou ausência de componente P300 significativo para as diferentes frequências alvo. Demonstra-se, de modo similar às tabelas anteriores, uma menor energia do sinal na janela analisada para os estímulos apresentados na orelha esquerda. Contudo, essa menor energia não ocorre para as frequências de 100 e 2000 Hz do lado esquerdo.

Figura 10: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), considerando a média de todos os voluntários.



Fonte: Autor.

Figura 11: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado B (esquerdo), considerando a média de todos os voluntários.



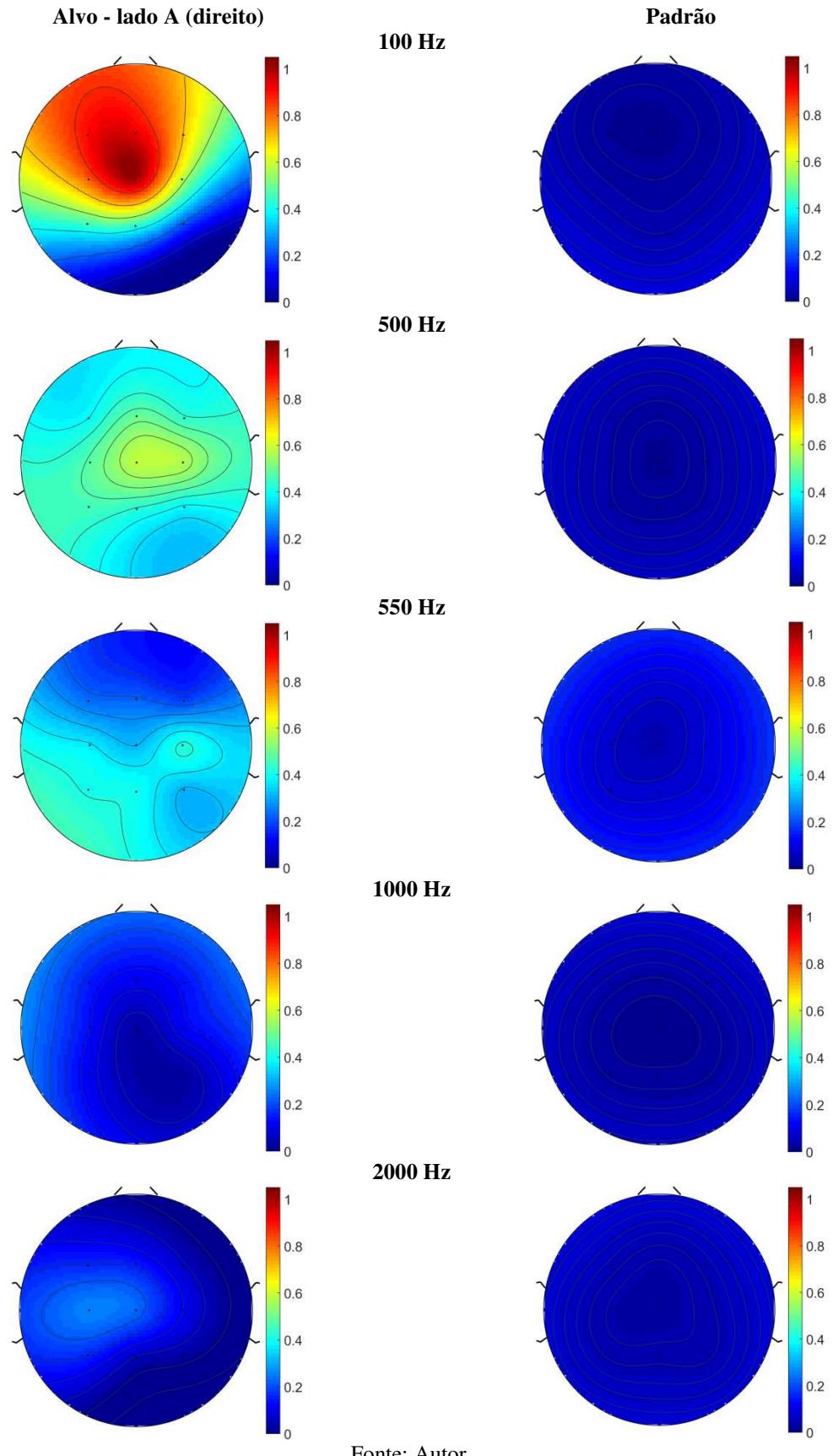
Fonte: Autor.

Analisando-se as respostas individuais de cada voluntário, observou-se que o voluntário 4 apresentava P300 muito mais expressiva para os estímulos no lado esquerdo quando comparadas àquelas do lado direito. Hipotetiza-se que isso possa ter alguma relação com algum desbalanceamento na capacidade auditiva do voluntário. Para avaliar o efeito global fora impactado significativamente pelas respostas do voluntário 4, executou-se as menos análises anteriores sem o mesmo. As Figuras 12 e 13 apresentam os novos mapas topográficos. Em oposição ao esperado, as diferenças entre os lados direito e esquerdo ficaram ainda mais expressivas. Em tais mapas é possível observar uma redução importante na energia dos sinais resultantes da apresentação dos estímulos alvo no canal esquerdo, principalmente para 100, 500 e 2000 Hz. Dessa forma, as respostas globais excetuando-se o voluntário 4 apresentam bons resultados para estímulos apresentados no lado direito, entretanto, estímulos alvo apresentados no lado esquerdo mostraram respostas similares às obtidas os estímulos padrão (frequentes).

Reavaliando o protocolo realizado, hipotetiza-se que tal resultado pode estar associado à sequência na qual os estímulos foram apresentados para o voluntário: os estímulos de mesma frequência foram sempre apresentados primeiro na orelha direita e, em seguida, na orelha esquerda. Mesmo com o intervalo entre as atividades e a mudança do canal de apresentação do som, essa sequência (canal direito seguido do canal esquerdo) tende a diminuir o fator surpresa e, assim como encontrado nos dados apresentados, o potencial P300 associado a tais estímulos. Tomando-se essa premissa como verdadeira, deste ponto em diante avaliar-se-á apenas as respostas aos estímulos apresentados no lado direito.

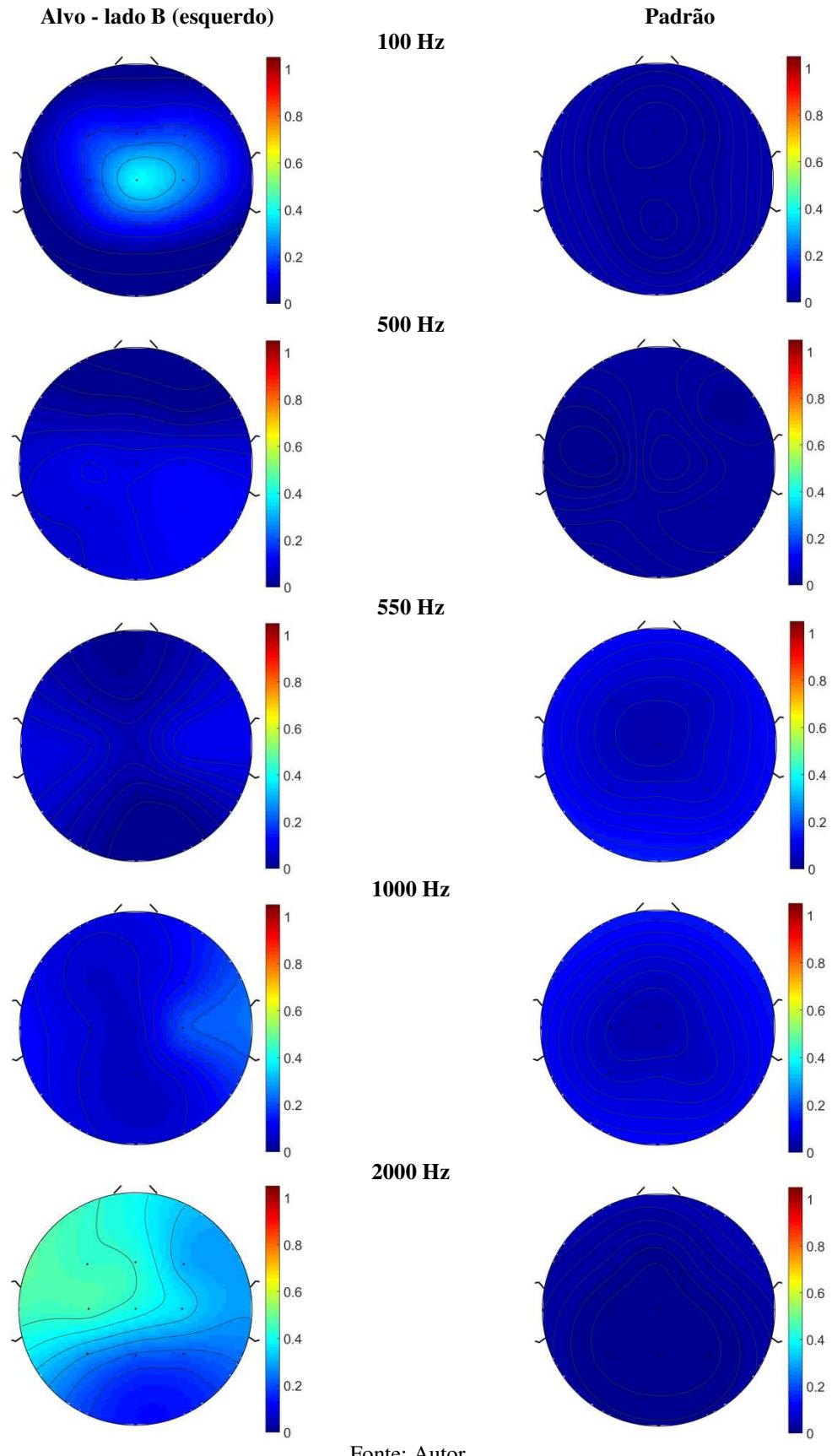
Por fim, nota-se ainda que os eletrodos parietais, aparentemente, não apresentaram as amplitudes esperadas, uma vez que, o aumento esperado na amplitude do P300 dos locais dos eletrodos frontais para parietais para os estímulos alvo (POLICH, 2004) não foi observado. Ademais, observam-se, para diferentes voluntários, épocas mais ruidosas nesses eletrodos. Dessa forma, levantou-se a hipótese de que tais eletrodos não seriam adequados para a avaliação dos estímulos desejados para as coletas realizadas.

Figura 12: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), considerando a média de quatro voluntários.



Fonte: Autor.

Figura 13: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado B (esquerdo), considerando a média de quatro voluntários.

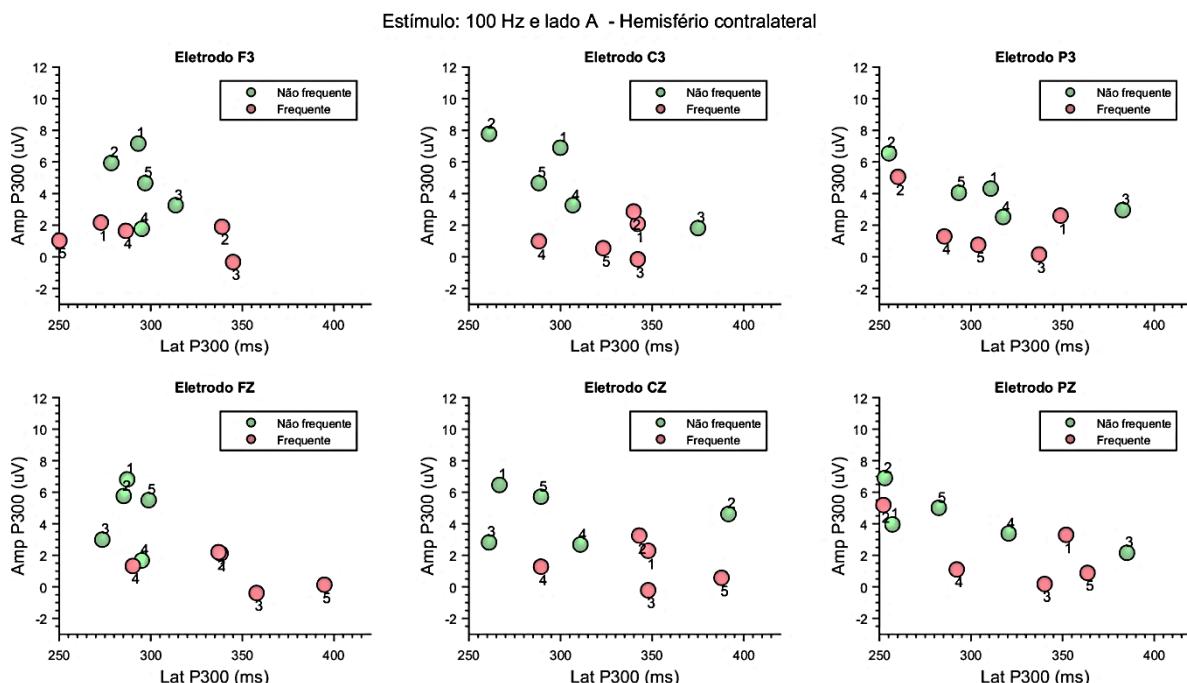


Fonte: Autor.

Visando validar as suposições realizadas por meio da análise global dos voluntários, assim como a opção de não utilizar os estímulos apresentados na orelha esquerda e os eletrodos parietais, elaboraram-se gráficos de dispersão da amplitude e latência para o P300 de cada voluntário, considerando a promediação das 50 épocas. Optou-se por apresentar apenas os gráficos associados ao estímulo de 100 Hz, em ambos os lados, uma vez que esse apresentou bons resultados para a maioria dos voluntários. Dessa forma, as Figuras 14 e 15 apresentam os resultados de latência e amplitude para cada voluntário, considerando os estímulos frequente e não frequente. As diferenças na amplitude e latência entre os estímulos frequente e não frequente podem ser observadas para os diferentes voluntários.

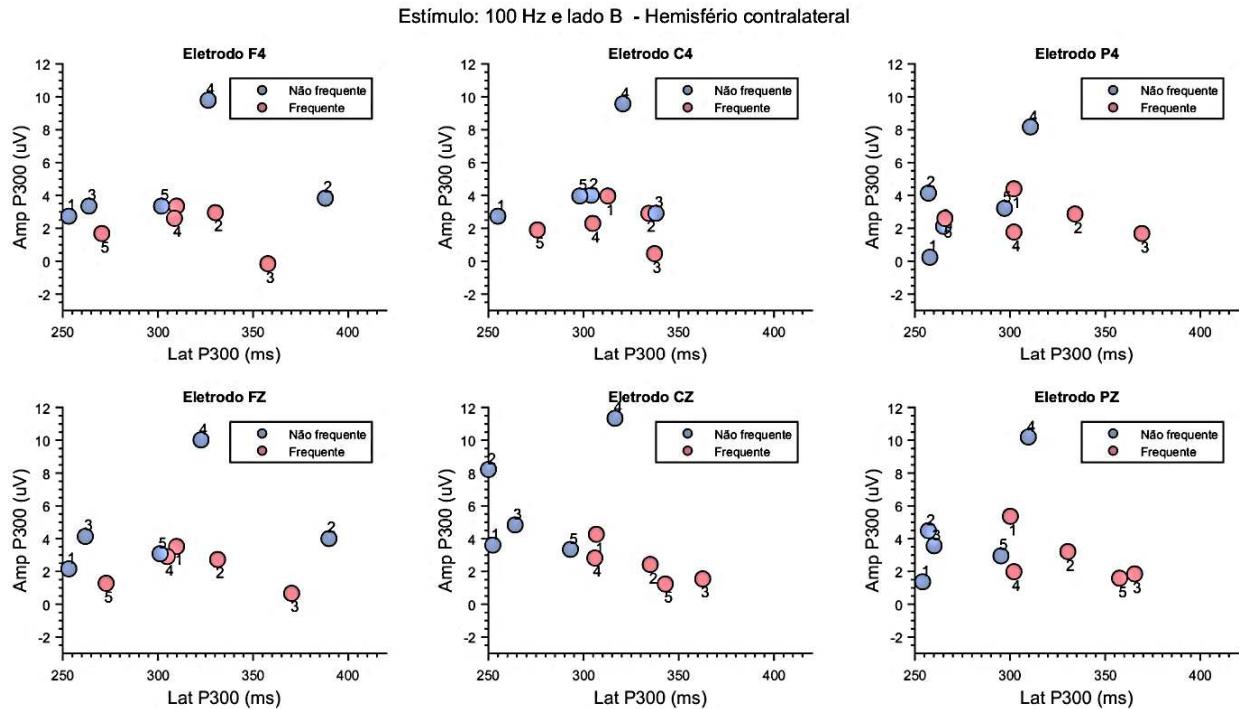
Nota-se que, da mesma forma que na análise global, a maioria dos voluntários apresenta uma resposta cortical menor para os estímulos apresentados na orelha esquerda. Além disso, constatam-se diferenças entre os eletrodos, mesmo quando esses estão próximos, isto é, na mesma região (como a região frontal, por exemplo). Tais diferenças reforçam o conceito de análises por eletrodo e não, considerando a resposta global do indivíduo. Por fim, observa-se uma melhor distinção entre os estímulos obtidos para os eletrodos fronto-centrais, fortalecendo assim a utilização desses eletrodos para as análises mais profundas.

Figura 14: Gráfico de dispersão dos eletrodos contralaterais para o estímulo de 100 Hz na orelha direita. Cada voluntário é representado por um número.



Fonte: Autor

Figura 15: Gráfico de dispersão dos eletrodos contralaterais para o estímulo de 100 Hz na orelha esquerda. Cada voluntário é representado por um número.



Fonte: Autor

4.2. DISTINÇÃO DAS RESPOSTAS CORTICAIAS

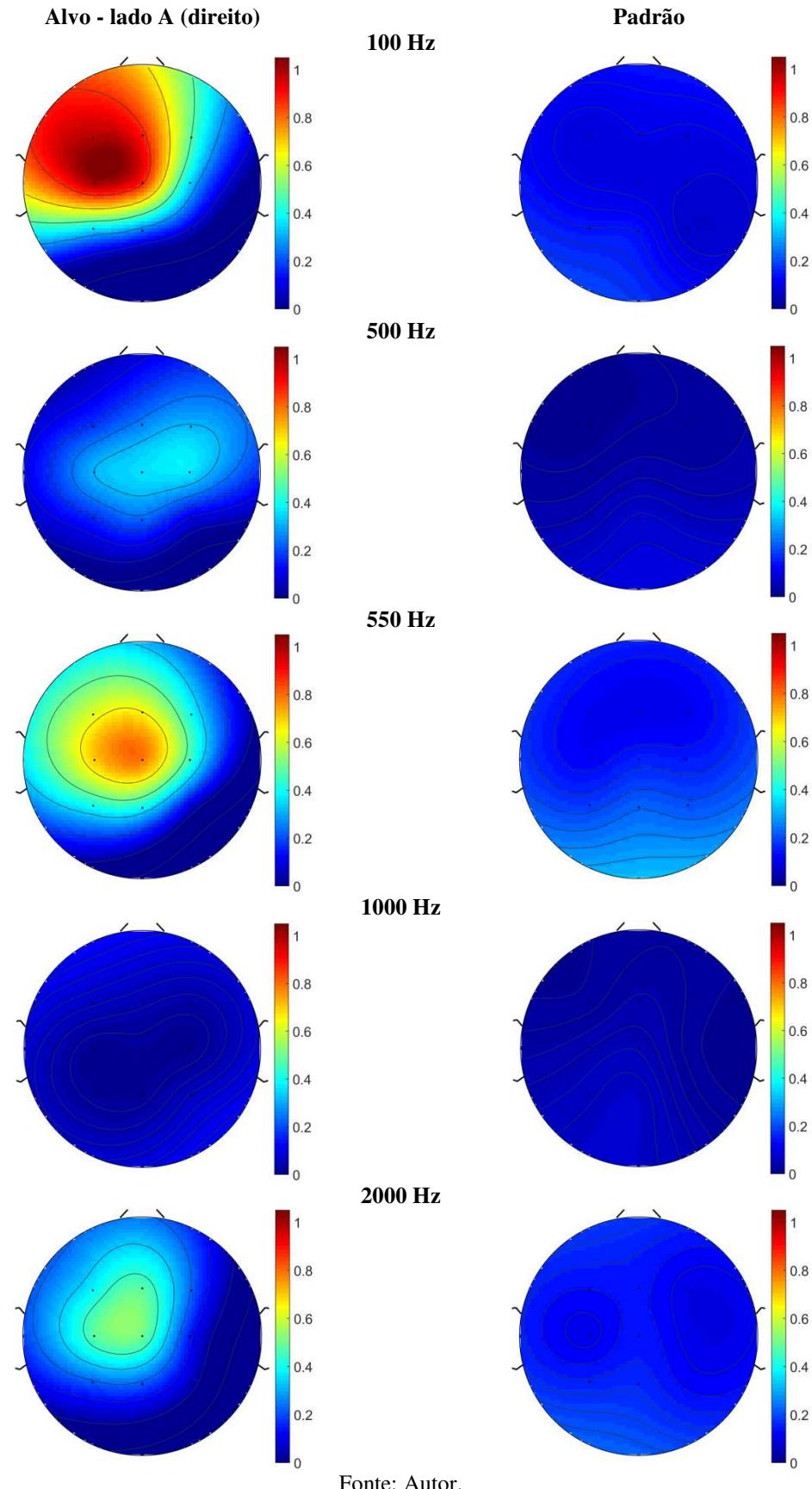
As análises a seguir foram realizadas considerando somente os estímulos oferecidos na orelha direita dos voluntários, assim como os eletrodos fronto-centrais. Ao analisar as respostas globais, percebe-se uma clara diferença nas respostas corticais para os diferentes tons de estímulos apresentados. Tais diferenças tornam-se ainda mais expressivas ao avaliar as respostas corticais individuais de cada indivíduo para os estímulos apresentados. Uma análise visual dos ERPs considerando a promediação das 50 épocas analisadas mostrou que, para os mesmos conjuntos de estímulos, respostas distintas foram obtidas entre os indivíduos, com a presença de potenciais P300 expressivos para alguns indivíduos enquanto, para outros, praticamente não se observa distinção entre ondas as P300 dos estímulos padrão e alvo.

Assim, para nos aprofundarmos nas causas das respostas distintas entre sujeitos, elaboraram-se os mapas topográficos da energia do sinal de cada indivíduo, considerando os estímulos alvos apresentados nos canais direito (Figuras 16-20) e esquerdo (em Anexo). Os mapas foram normalizados pela com energia máxima da banda P300 de cada indivíduo, para todas as frequências e canais. Como ilustrado nas Figuras 15-20, notam-se grandes diferenças

entre as respostas corticais individuais para as várias frequências, mesmo quando considerado somente os estímulos apresentados no canal direito. Em geral, percebem-se energias maiores para os sinais referentes aos estímulos alvos, apesar de ser também possível verificar níveis de energia bem similares para os estímulos alvo e padrão em algumas frequências e indivíduos. Um destaque especial é dado a frequência de 1000 Hz, que apresentou respostas corticais similares ao estímulo padrão para quase todos os voluntários.

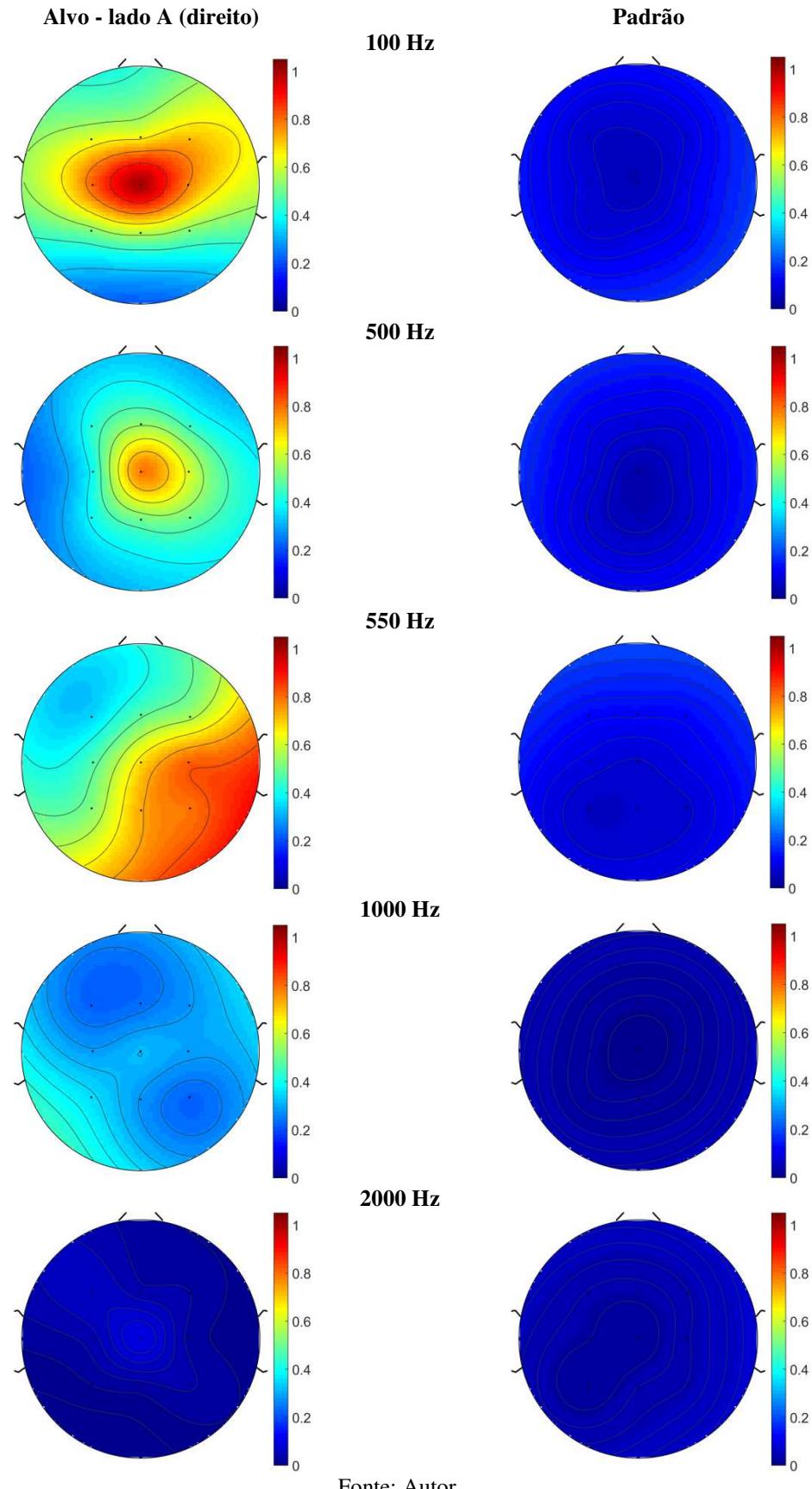
Em síntese, o voluntário 1 apresentou bons resultados especialmente para as frequências alvo de 100, 550 e 2000 Hz (Figura 16); o voluntário 2 também apresentou respostas bem distintas para as frequências de 100 e 550 Hz, contudo, essas diferenças são observadas mais claramente para 500 Hz do que para 2000 Hz (Figura 17); O voluntário 3 foi o único que apresentou um nível de energia maior em 1000 Hz, com energias mais elevadas para 500 e 2000 Hz (Figura 18); o voluntário 4, diferente dos demais, apresentou níveis de energia muito próximos para os estímulos alvo e padrão (Figura 19) - como já mencionado, o voluntário 4 foi único a apresentar uma resposta geral melhor na orelha esquerda do que na direita, o que nos levou até mesmo a ponderar que ele pudesse ter problemas auditivos na orelha direita; por fim, os mapas topográficos do voluntário 5 mostram maiores níveis de energia para 100 e 500 Hz (Figura 20). De forma geral, os indivíduos apresentaram boas respostas para as frequências mais baixas (100 Hz), e também para frequências mais altas (2000 Hz), indicando que tais frequências podem ser candidatas ao uso em BMIs baseadas em protocolos auditivos.

Figura 16: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 1.



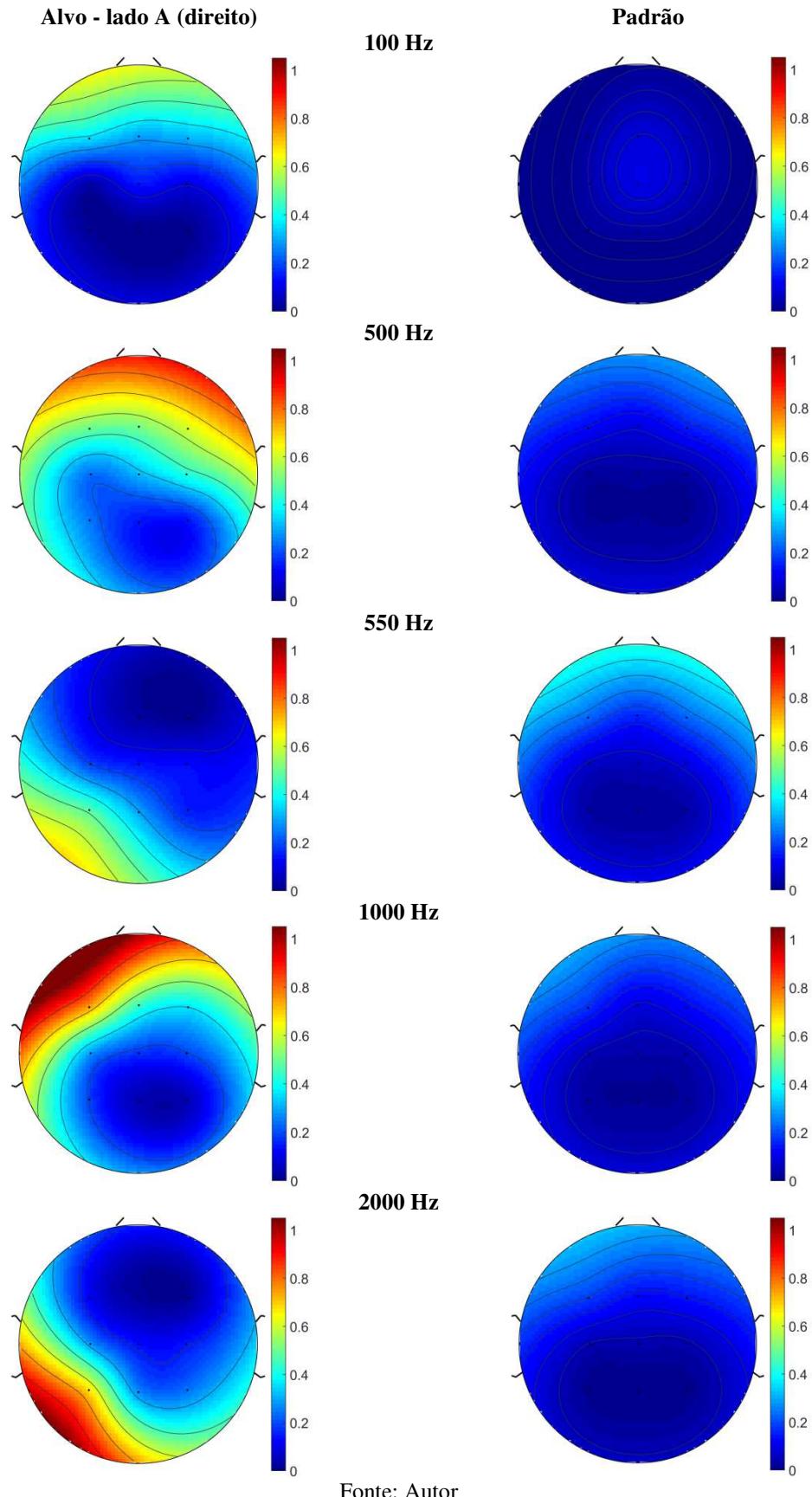
Fonte: Autor.

Figura 17: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 2.



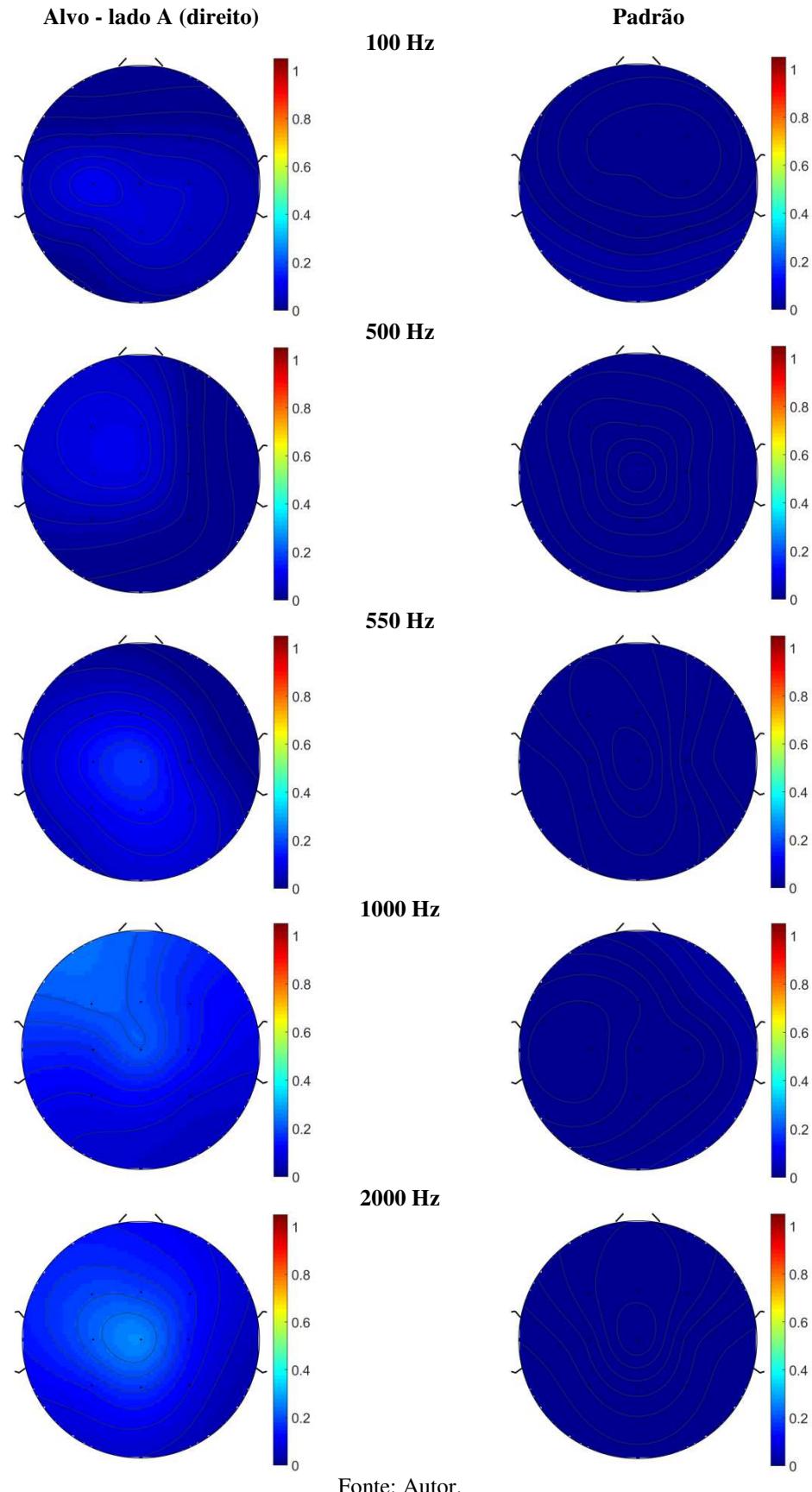
Fonte: Autor.

Figura 18: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 3.



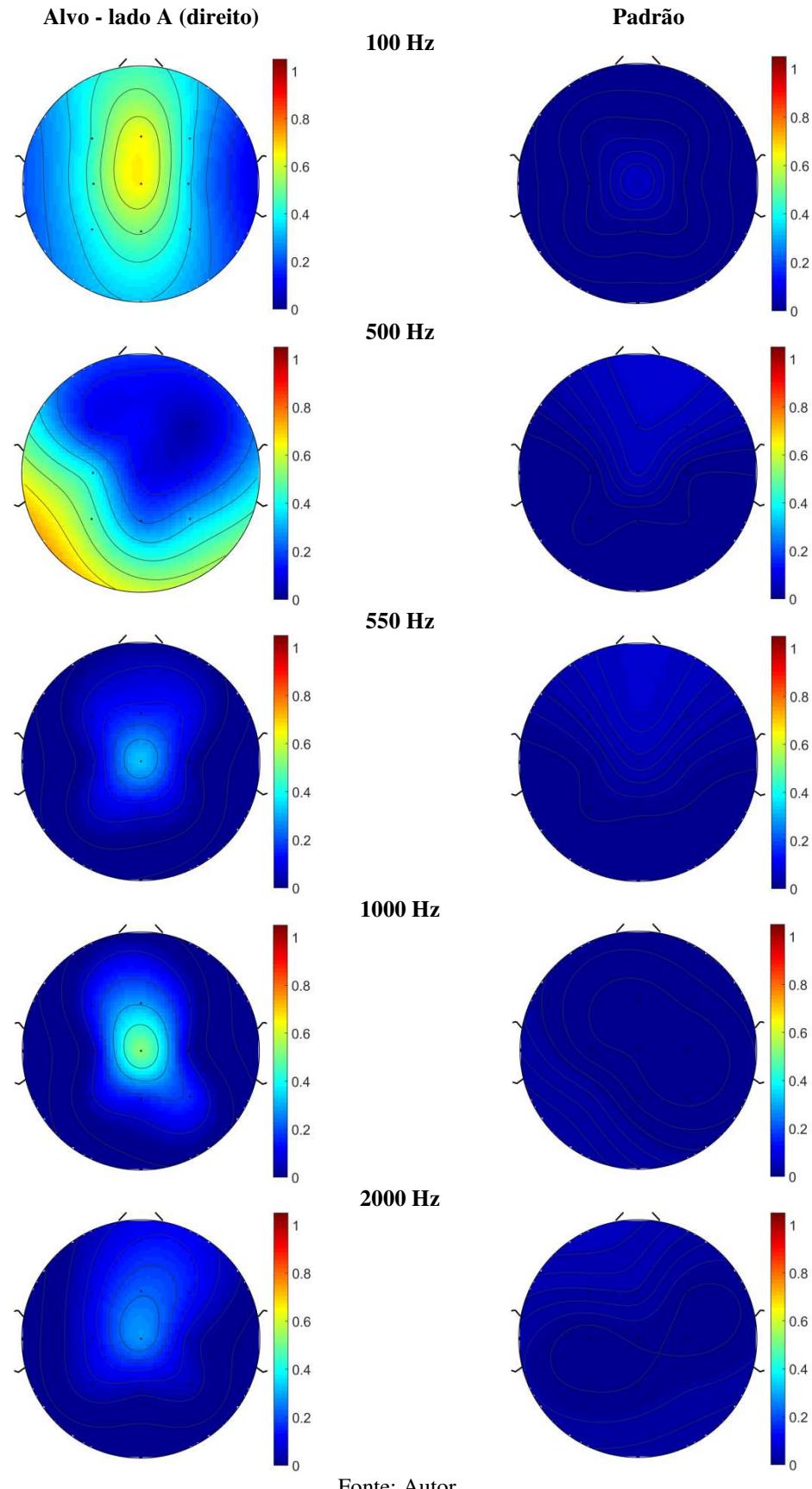
Fonte: Autor

Figura 19: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 4.



Fonte: Autor.

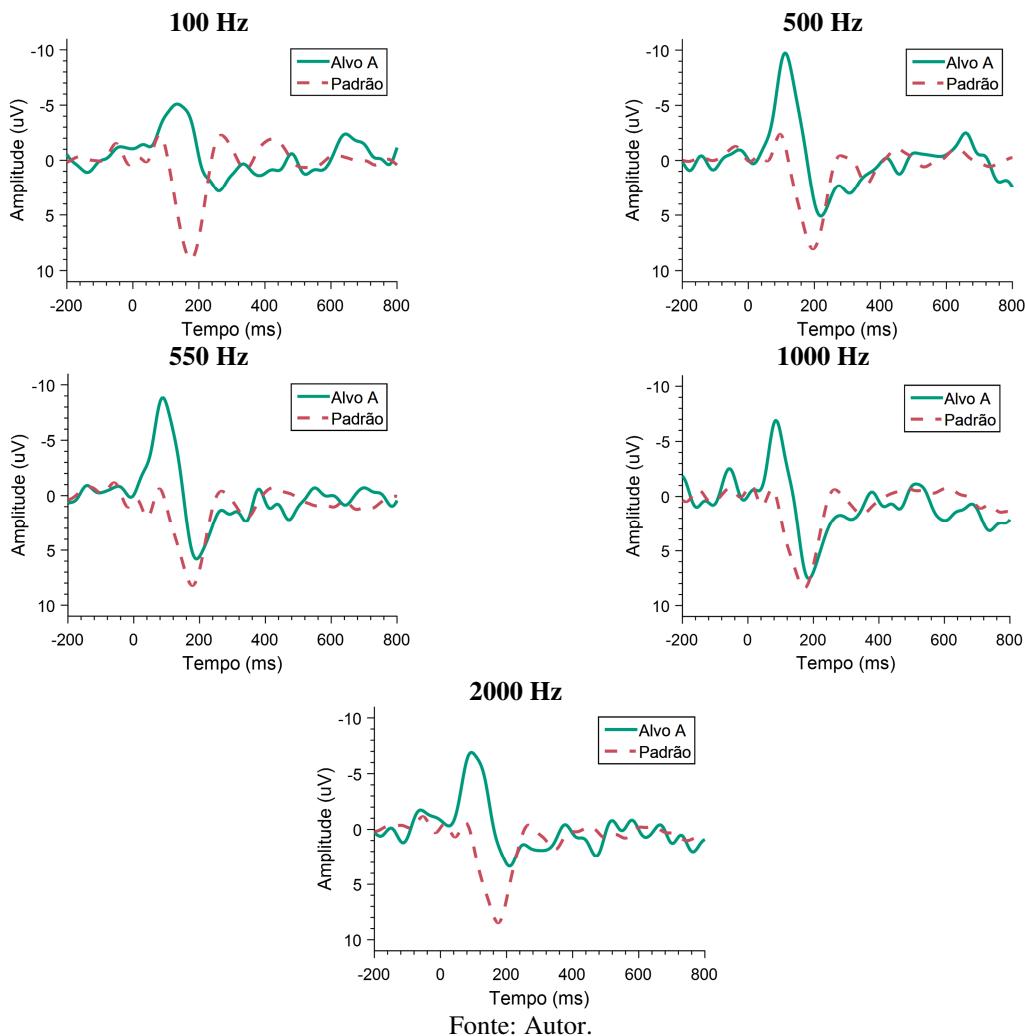
Figura 20: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvo, quando apresentados no lado A (direito), para o voluntário 5.



Fonte: Autor.

Observando ainda os ERPs da Figura 21, que expressa os potenciais evocados para o indivíduo 3, percebe-se componentes N200 muito expressivas seguidas P300 discretas para o estímulo alvo, contrário ao esperado. Além disso, para a maioria das respostas ao estímulo padrão, visualiza-se um componente P200 bem significativo. Este voluntário relatou, ao final da coleta, sentir certa irritação com os estímulos padrões (ruídos brancos), uma vez que o lembrava dos sons de construções. Tal irritabilidade não foi descrita por nenhum dos outros voluntários, e está diretamente relacionada às diferenças entre seus potenciais evocados e os dos demais.

Figura 21: Resposta cortical do indivíduo 3, considerando estímulo na orelha direita e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



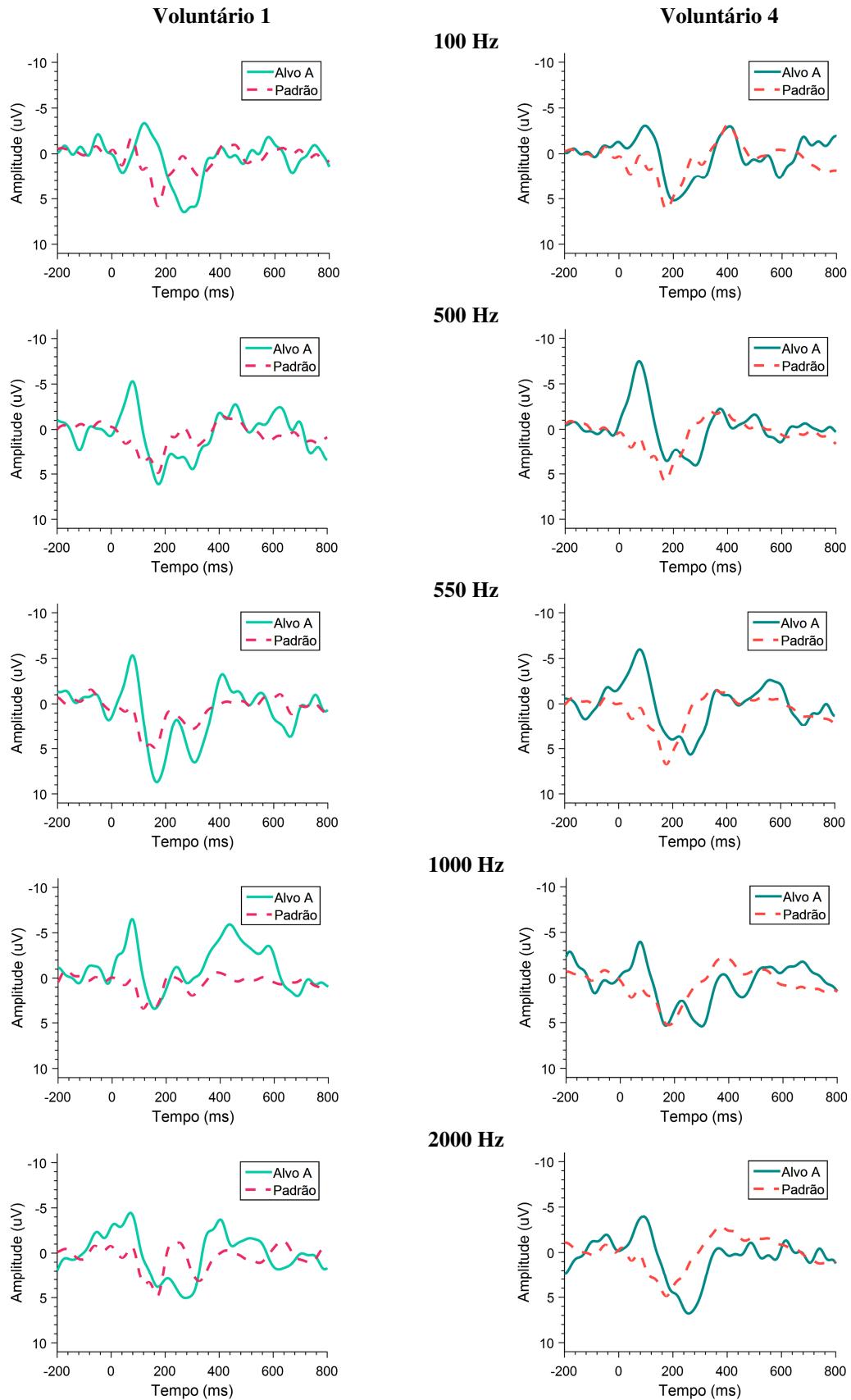
Fonte: Autor.

A Figura 22 ilustra as respostas de dois voluntários que mostraram respostas distintas e conforme esperado para os estímulos alvo e padrão. É interessante notar que estes indivíduos mostraram respostas adequadas, mas distintas, principalmente nas amplitudes e

latências para os P300 das diferentes frequências. Uma nítida diferença, por exemplo, ocorre para as frequências de 100 e 1000 Hz, com P300 significativo na resposta do voluntário 4, mas não no voluntário 1. Os gráficos dos demais voluntários, assim como os ERPs associados aos estímulos apresentados no canal esquerdo, encontram-se em Anexo.

Dessa forma, os resultados até agora demonstrados são fundamentais para elucidar dois relevantes pontos: (i) os ERPs com a utilização de diferentes tons puros são distintos para as diferentes frequências utilizadas, mantendo-se todos os outros parâmetros constantes, e (ii) os indivíduos avaliados apresentam respostas corticais diversas para os mesmos parâmetros de estimulação.

Figura 22: Respostas corticais para os indivíduos 1 e 4, considerando estímulo na orelha direita e as diferentes frequências (eletrodo Cz).

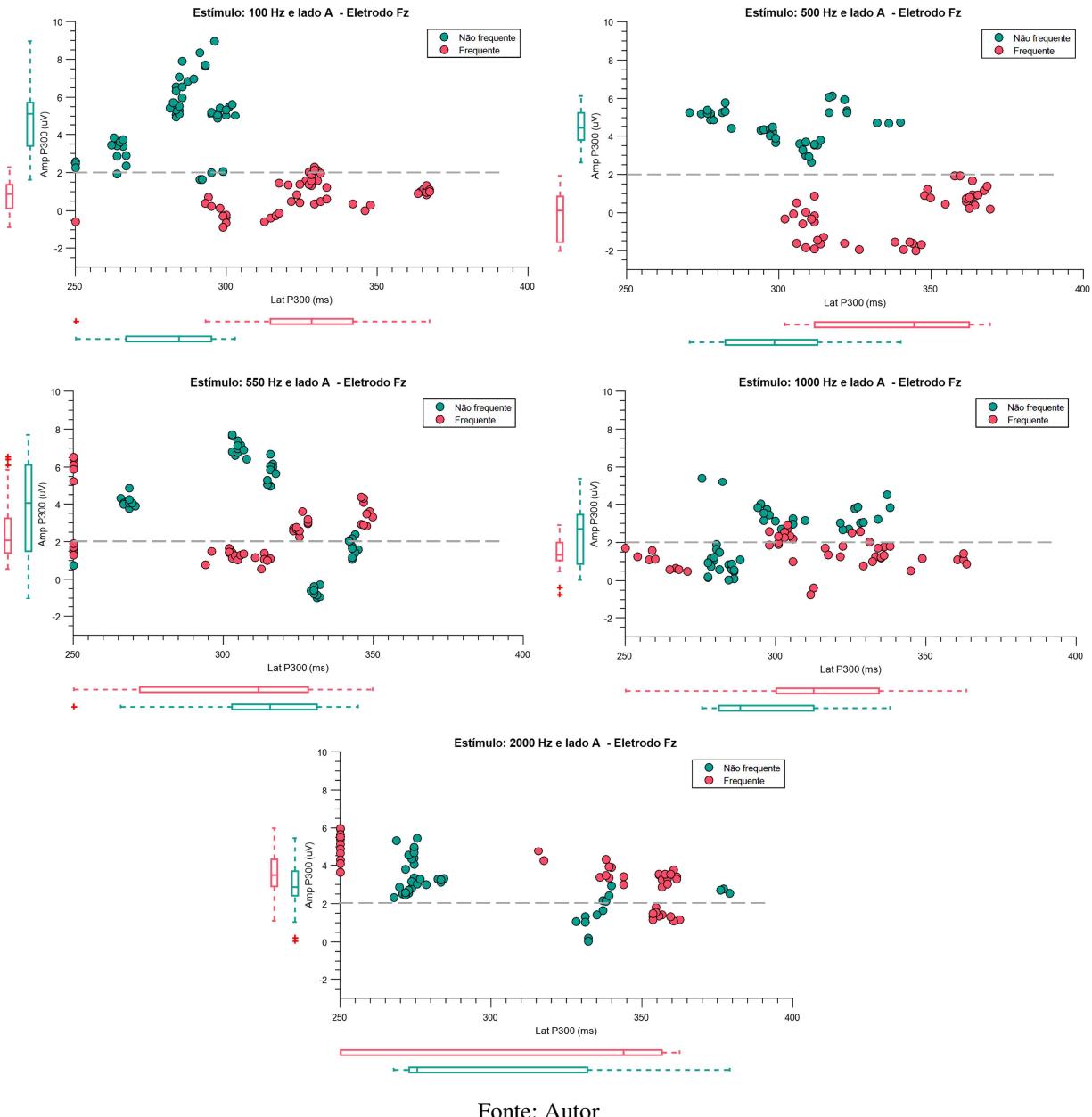


Fonte: Autor.

Para verificar se os indivíduos foram capazes de distinguir e selecionar os estímulos não frequentes dos estímulos frequentes, efetuou-se uma análise da amplitude e latência do potencial P300. Para isso, realizou-se a promediação de grupos de 40 épocas, com variação de uma época a cada grupo, para cada indivíduo. Extraiu-se a amplitude e latência de cada ERP gerado. Assim, a partir dos dados de cada voluntário foi possível elaborar gráficos de dispersão de amplitude por latência, no qual cada ponto representa um ERP de um dos voluntários. Em tais gráficos, considerou-se um limiar de 2 μ V abaixo do qual considera-se que tais sinais são basicamente oriundos de ruído de *background* do EEG.

Buscou-se assim avaliar tanto se os potenciais evocados possuem amplitude adequada, e, portanto, acima do limiar, quanto se a distinção entre as classes (frequente e não frequente) é concreta. Assim, são analisados os eletrodos fronto-centrais contralaterais, isto é, os eletrodos Fz, Cz, F3 e C3. A Figura 23 apresenta o gráfico de dispersão para os potenciais gerados no eletrodo Fz, considerando os diferentes estímulos alvo. Percebe-se que existem diferenças nas medidas de centralidade representadas nos *boxplots* para a maioria das frequências, tanto para a amplitude, quanto para a latência. Contudo, tais diferenças são mais destacadas para alguns estímulos alvos, assim como a separação entre as classes é mais visível no gráfico de dispersão. Além disso, os ERPs alvos possuem amplitudes superiores ao limiar para a maior parte dos indivíduos e frequências. Destacam-se neste contexto as frequências de 100, 500 e 2000 Hz, apesar dessa última não ser tão evidente a distinção quanto as anteriores.

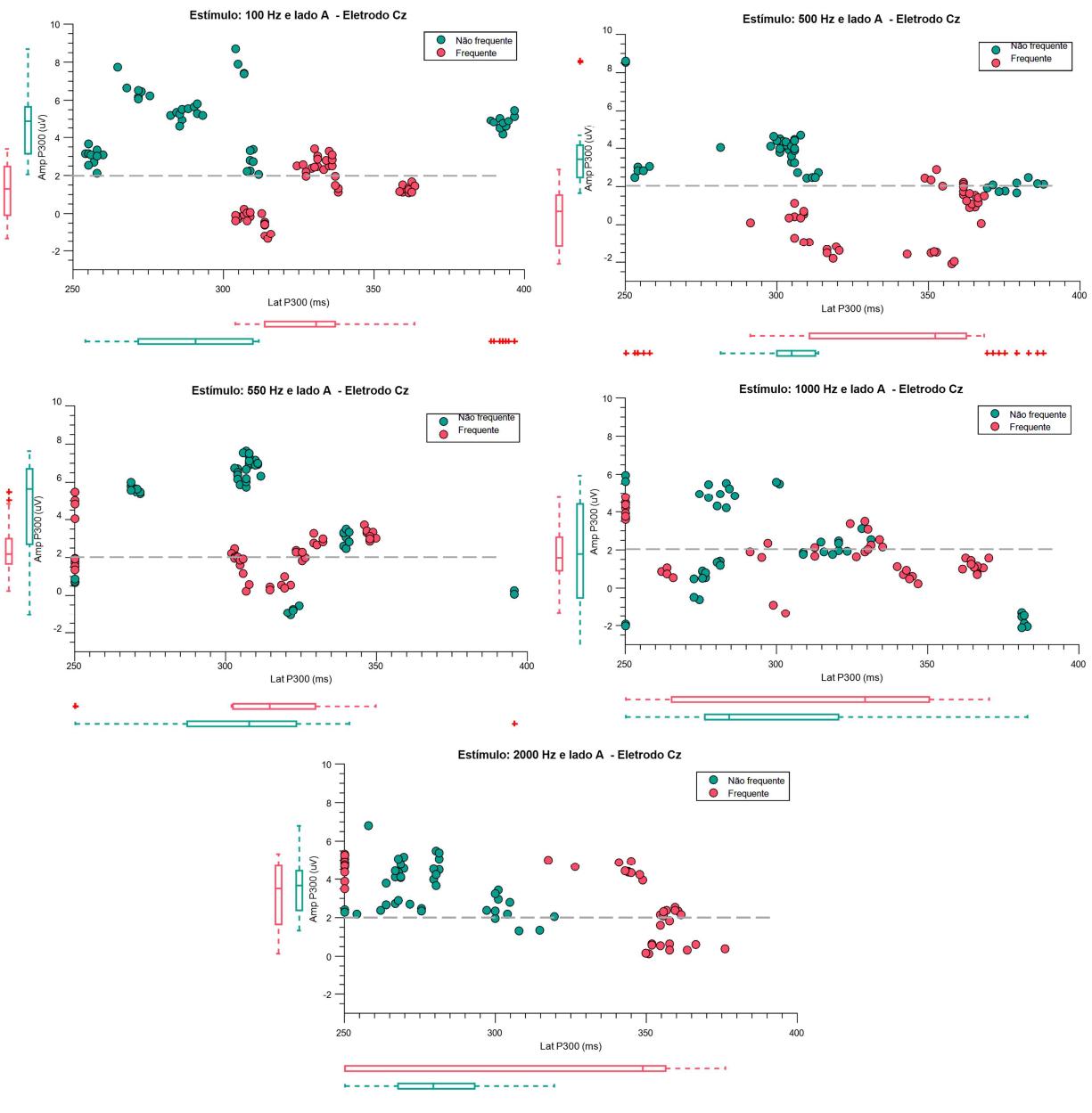
Figura 23: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo Fz, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.



Fonte: Autor

A Figura 24 apresenta os resultados considerando o eletrodo Cz. Nota-se assim que a distinção entre os estímulos alvo e padrão não é tão clara se comparado aos resultados apresentados em Fz. As tendências de amplitude encontram-se mais próximas para as classes em análises neste eletrodo, para a maioria das frequências. Contudo, devido às diferenças também em latência, ainda é possível verificar a presença de classes bem separadas para as frequências de 100, 500 e 2000 Hz, apesar de tal separação não ser perfeita.

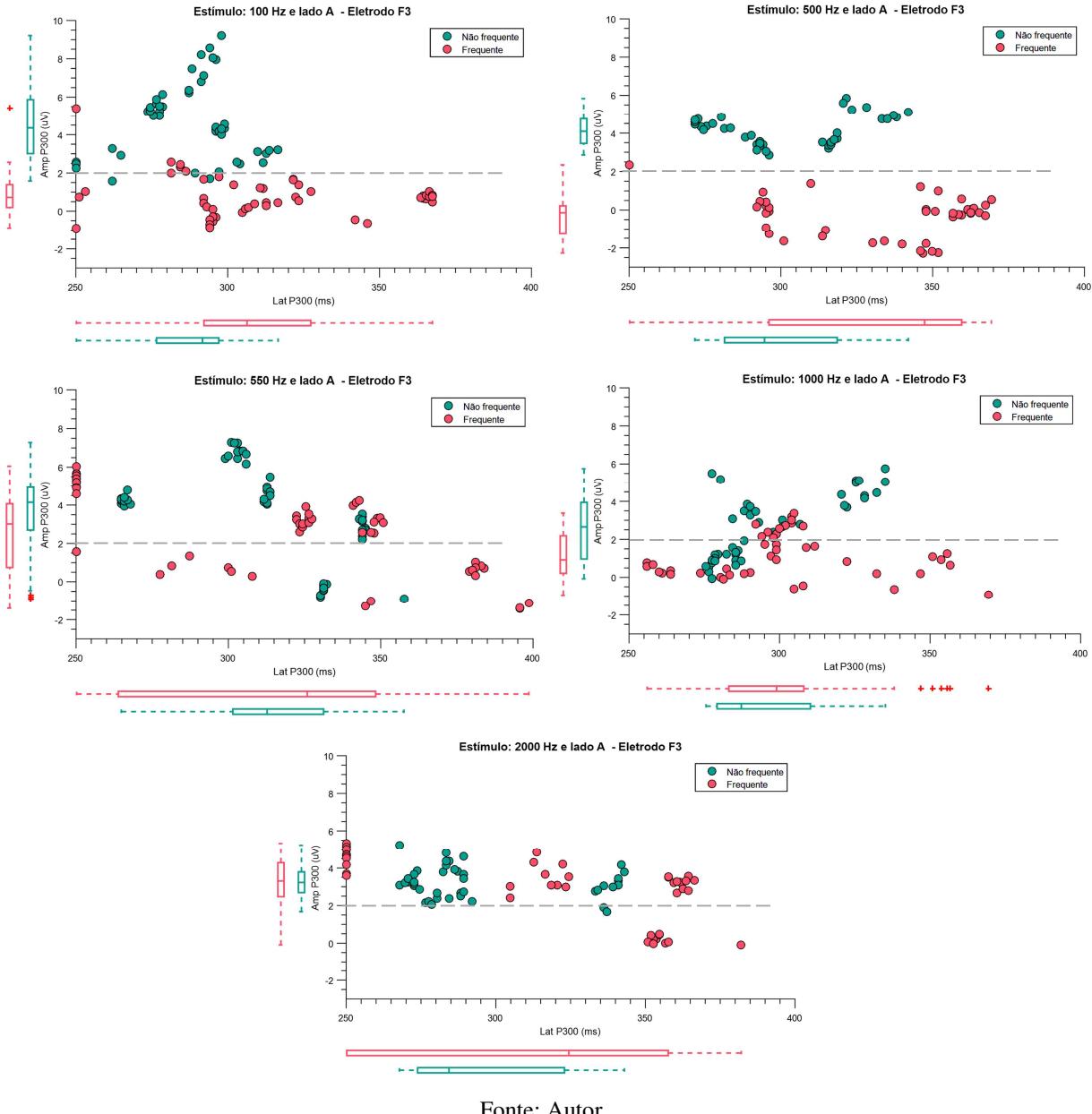
Figura 24: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo Cz, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.



Fonte: Autor

Considerando o eletrodo F3, a Figura 25 25 apresenta que esse não permite uma boa distinção entre os estímulos alvo e padrão, com exceção dos estímulos em 100 e 500 Hz. Observa-se, para as outras frequências sonoras, uma menor diferença entre os parâmetros analisados, principalmente considerando a amplitude. É possível ainda verificar que muitos ERPs referentes ao estímulo alvo apresentam amplitude próxima ao limiar determinado.

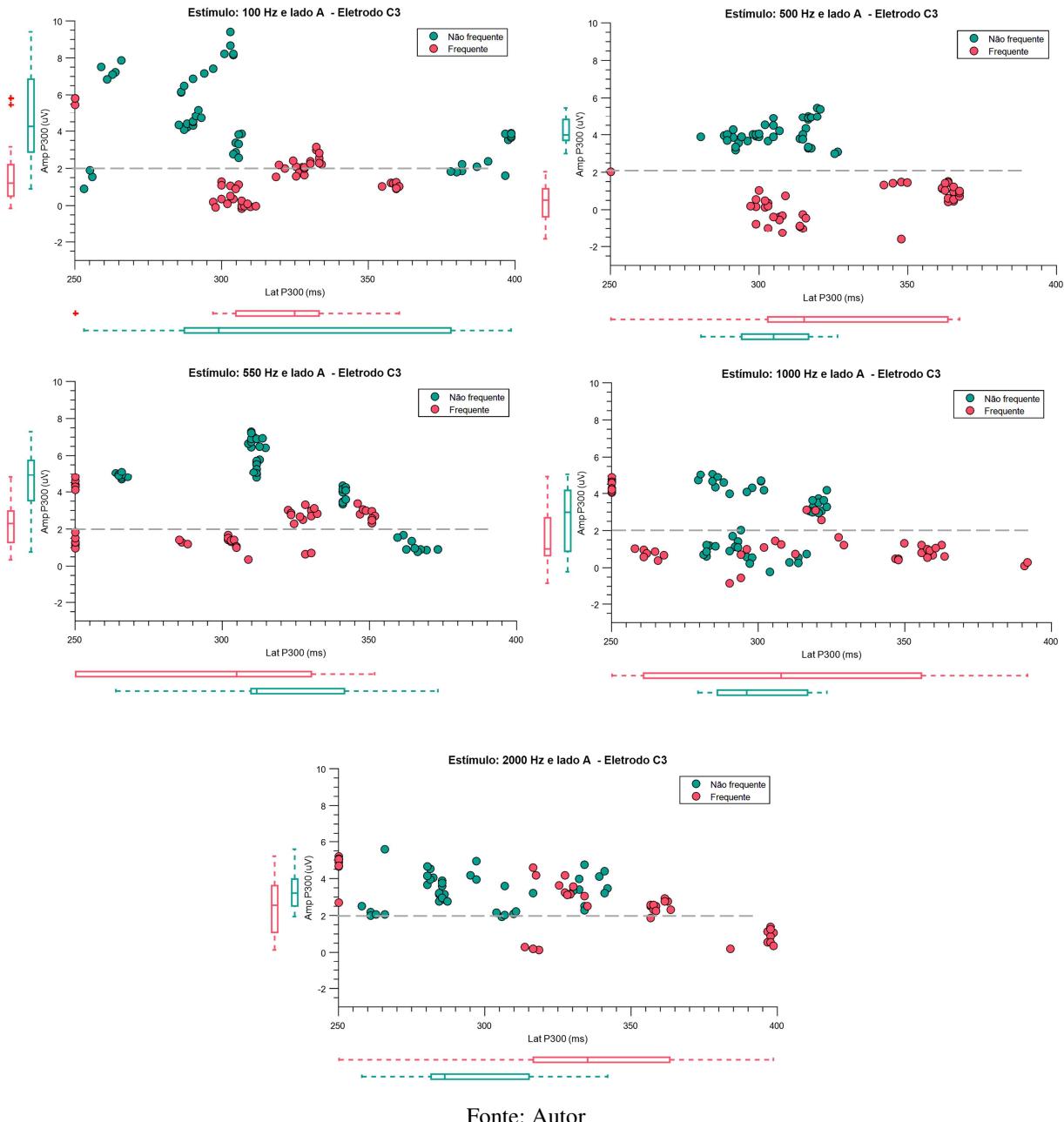
Figura 25: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo F3, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.



Fonte: Autor

Por fim, o eletrodo C3, cujos gráficos de latência versus amplitude são representados na Figura 26, apresenta resultados similares aos encontrados no eletrodo F3, expressando uma maior dificuldade na separação dos estímulos frequente e não frequente. Apesar disso, certa diferenciação pode ser realizada para as frequências de 100 e 500 Hz, principalmente.

Figura 26: Gráfico de dispersão de amplitude por latência no eletrodo C3, considerando os diferentes estímulos apresentados para cada voluntário. Cada ponto simboliza a promediação de um grupo de 40 épocas de um voluntário.



Fonte: Autor

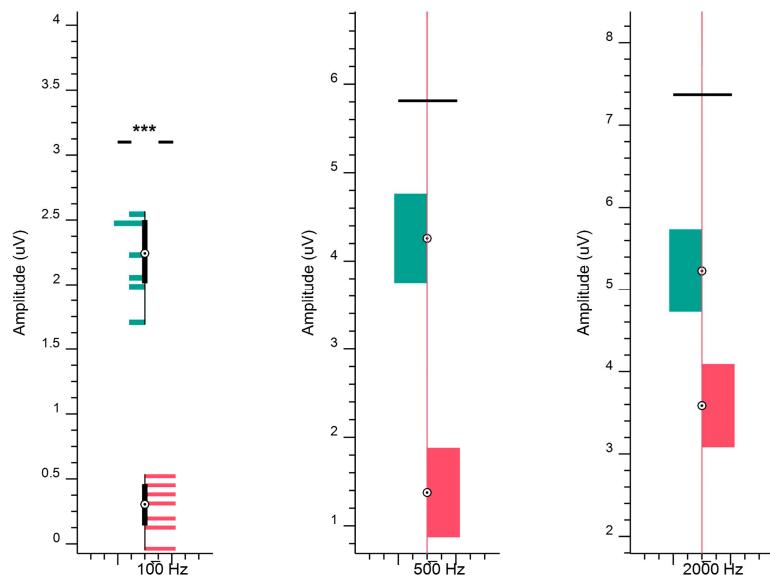
Dessa forma, considerando os resultados apresentados, selecionam-se as possíveis três melhores frequências para os estímulos sonoros alvos como sendo: 100, 500 e 2000 Hz. Entretanto, as análises realizadas até o momento não se preocuparam com a distinção entre os voluntários, isto é, com a verificação das frequências mais adequadas para cada indivíduo.

4.3. Definição da melhor frequência para cada indivíduo

Realizou-se um teste t para dois grupos independentes visando verificar se as médias dos grupos de estímulos alvo e padrão são iguais, para cada indivíduo. Para isso, foram considerados os mesmos grupos de 40 épocas por indivíduo utilizados nas análises anteriores. Dessa forma, apresenta-se a seguir os resultados referentes à amplitude do potencial P300 no eletrodo Fz, para as três frequências selecionadas como candidatas a frequências de estimulação ótimas.

As Figuras 27 e 28 apresentam os histogramas para ambas as classes e com indicação da diferença estatística, quando existente, representada pelos asteriscos. Particularmente, para o voluntário 4 (Figura 27), não foi possível realizar a avaliação estatística para as frequências de 500 e 2000 Hz, uma vez que esse, após os processos de validação das épocas, apresentou um número total de épocas inferior a 40.

Figura 27: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 4. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.

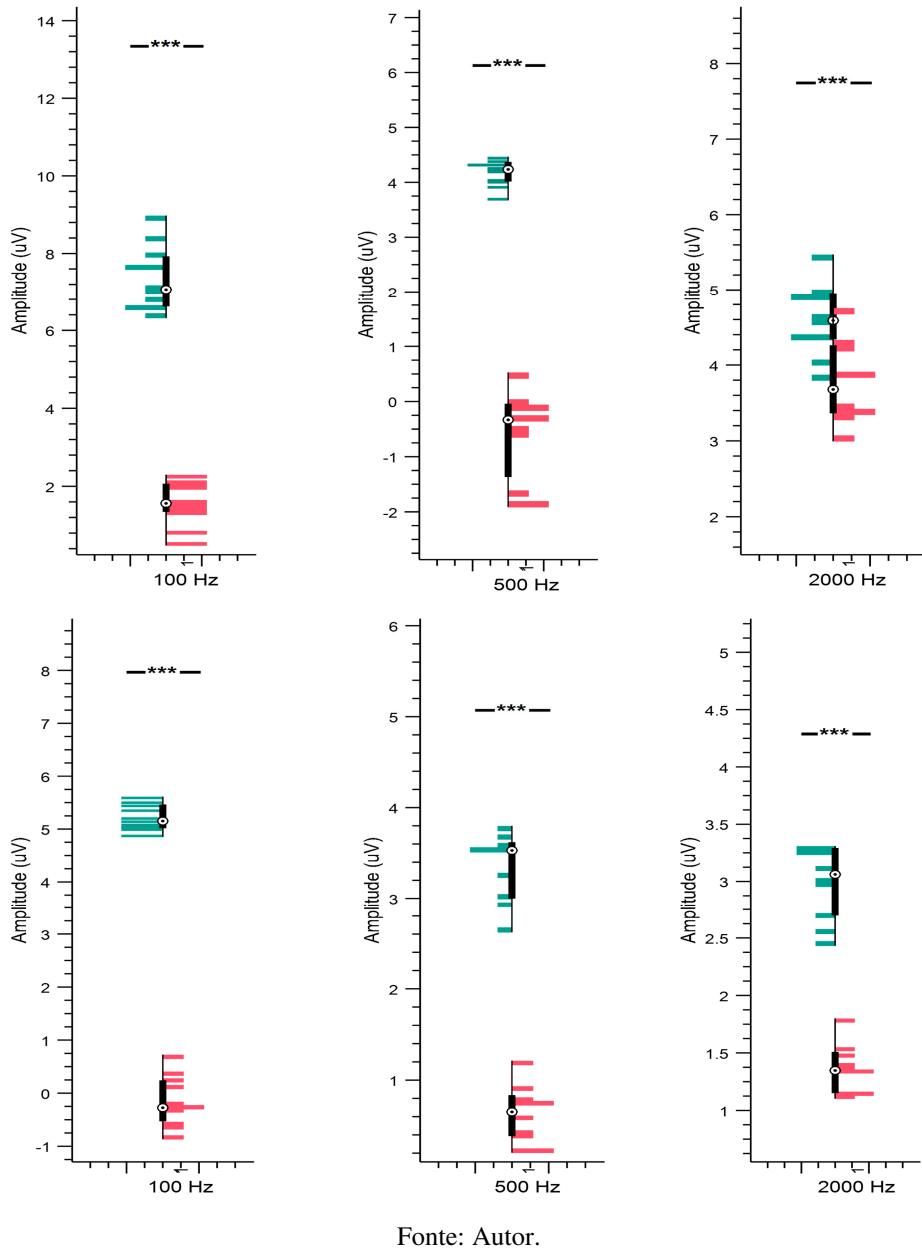


Fonte: Autor.

Na Figura 28, é possível verificar que foram identificadas diferenças estatísticas para todas as frequências analisadas. Tal resultado é semelhante para os outros dois voluntários não apresentados nos gráficos (mas são incluídos em Anexo). Sendo assim, apesar das evidentes diferenças nas amplitudes, esta análise não permite resultados conclusivos acerca da melhor frequência sonora para os indivíduos. Uma possível cause seja o fato desta análise estatística ter sido limitada somente à amplitude do potencial P300 no eletrodo Fz, não

considerando a atividade registrada nos outros eletrodos e mesmo variações na latência do potencial P300, que, como demonstrado nos gráficos anteriores, apresenta grande variabilidade.

Figura 28: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para os voluntários 1 e 5. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



Fonte: Autor.

Dessa forma, continuando na busca de possíveis frequências com maior capacidade de generalização (possíveis de serem utilizadas pelo maior número de indivíduos como frequências alvo ideais), elaborou-se um sistema de classificação baseado em SVM para distinção entre as classes de estímulo alvo e padrão. Para a definição do melhor número de

épocas a serem promediadas para a geração dos sinais de entrada do SVM, considerou-se a frequência de 100 Hz (uma vez que essa apresenta, aparentemente, a melhor diferenciação) e variou-se tal parâmetro entre 3 e 40 épocas promediadas. Os resultados, para cada indivíduo, são apresentados na Tabela 6, a partir da qual selecionou-se o número de 10 épocas para a análise das frequências.

Tabela 6: Taxa de acurácia (em porcentagem) para cada indivíduo, variando-se o número de épocas promediadas para geração dos dados para o classificador. Considerou-se a frequência de 100 Hz do lado direito.

Nº épocas	Acurácia (%)							
	3	5	7	10	15	20	30	40
Volunt. 1	71,88	79,35	78,41	95,12	98,61	100,00	100,00	100,00
Volunt. 2	81,25	83,7	92,05	93,90	97,22	100,00	100,00	100,00
Volunt. 3	71,28	73,33	83,72	87,50	94,29	100,00	100,00	100,00
Volunt. 4	70,45	75,00	87,50	95,95	95,31	98,15	100,00	100,00
Volunt. 5	79,17	82,61	84,09	98,78	98,61	100,00	100,00	100,00
Média	74,87	78,80	85,15	94,25	96,81	99,63	100,00	100,00

A Tabela 7 apresenta as taxas de acurácia para cada classe e média, para cada sujeito. É possível perceber, de maneira geral, altas taxas de acerto para todas as classes resultado evidenciado em todos os voluntários. Além disso, tem-se, para a maioria dos voluntários e frequências, uma acurácia maior para a classe alvo com relação à classe padrão. Não obstante, destaca-se que não foi possível, assim como esperado, encontrar uma frequência que esteja associada a melhor performance do classificador para todos os voluntários.

Desta forma, com base nestes resultados, fica nítido a variabilidade das respostas corticais dos sujeitos quando submetidos a um mesmo padrão de estímulos. As diferenças nas taxas de acurácia do SVM reforçam as análises realizadas com relação a amplitude e latência do P300 e mostra que tais parâmetros influenciam no resultado da classificação por um métodos de inteligência artificial.

Tabela 7: Taxa de acurácia para cada classe e acurácia média para cada voluntário e frequência de estimulação.

Voluntário	Parâmetro (%)	Frequência (Hz)		
		100	500	2000
Volunt. 1	Acurácia classe 1	85,36	65,85	91,25
	Acurácia classe 2	89,02	65,85	90,00
	Acurácia média	91,46	75,61	93,75
Volunt. 2	Acurácia classe 1	90,24	89,02	84,15
	Acurácia classe 2	87,80	85,36	85,36
	Acurácia média	92,68	91,46	89,02
Volunt. 3	Acurácia classe 1	93,75	84,15	96,34
	Acurácia classe 2	91,25	79,49	96,34
	Acurácia média	95,00	87,18	97,56
Volunt. 4	Acurácia classe 1	95,94	96,77	98,00
	Acurácia classe 2	95,94	98,39	96,00
	Acurácia média	97,30	98,39	98,00
Volunt. 5	Acurácia classe 1	98,78	93,75	82,50
	Acurácia classe 2	97,56	95,00	83,75
	Acurácia média	98,78	96,25	88,75
Média	Acurácia classe 1	92,82	86,00	90,45
	Acurácia classe 2	92,32	84,82	90,29
	Acurácia média	95,04	89,78	93,41

Classe 1 = estímulo não frequente. Classe 2 = estímulo frequente.

Destaca-se, por fim, que todos os resultados apresentados, assim como a acurácia do SVM, apresentam um viés devido às diferenças no número total de épocas de cada voluntário após as etapas de pré-processamento e validação. Sendo assim, o número de épocas final por voluntário possui variações de 40 a 50 épocas, para os sinais relativos aos estímulos na orelha direita. Contudo, destaca-se que tal variação no parâmetro não influenciou tão significativamente as análises realizadas, uma vez que o voluntário 4 é aquele que apresenta o menor número de épocas disponíveis e esse apresentou altas taxas de acurácia, superiores até mesmo a outros voluntários.

5. DISCUSSÃO

No início deste documento foram elencadas duas questões centrais que nortearam o presente trabalho: (i) Para cada frequência alvo, os voluntários seriam capazes de distinguir e selecionar tons alvo de tons padrão, gerando P300s distintos? e (ii) Se as respostas forem diferentes para cada indivíduo, qual a melhor frequência para cada voluntário, considerando a presença de potenciais significativos?

Os resultados apresentados indicam que: (i) tons puros (com frequência única) distintos produzem ERPs distintos em uma mesma orelha, e (ii) os indivíduos avaliados apresentam respostas corticais diversas para os mesmos parâmetros de estimulação. Percebe-se que as respostas a estímulos frequente e não frequentes podem até mesmo ser similares em determinados sujeitos, indicando a incapacidade do mesmo de distinguir os estímulos. Tal situação é representada por um componente P300 de pequena amplitude ou mesmo inexistente. Contudo, quando os estímulos são percebidos como distintos e os circuitos de atualização de memória indicam a presença de um estímulo diferente, juntamente com os recursos atencionais alocados, tem-se assim um potencial P300 significativo, mas que ainda apresenta diferentes amplitudes e latências de acordo com o indivíduo e a frequência do som utilizada.

De forma geral, combinados, os resultados mostram uma maior ativação para os eletrodos de interesse com a frequência alvo de 100 Hz, indicativo de que essa frequência seja a mais promissora para tarefas de atenção auditiva. Além disso, as frequências de 500 e 2000 Hz também apresentaram respostas satisfatórias, o que demonstra que frequências mais altas também podem ser utilizadas. Observando os resultados individuais, bem como a tendência mostrada pela média, um menor componente do P300 foi alcançado para as frequências de 550 e 1000 Hz, principalmente para alguns voluntários. Este resultado pode estar associado ao espectro da voz humana.

Assim, em um primeiro momento, teorizou-se que as amplitudes menores para as frequências de 550 e 1000 Hz poderiam estar associadas ao espectro da voz humana normal que ocorre na faixa de frequência de 500 a 3000 Hz, com a consonante de sons associados a frequências mais altas. (MILJKOVIĆ; IVOŠEVIĆ; BUCAK, 2013). Dessa forma, a semelhança entre o som comumente escutado e o som alvo poderia diminuir o efeito surpresa do estímulo desviante e influenciar na geração do P300. No entanto, a presença do componente P300 nesta faixa para alguns indivíduos (por exemplo em 550 Hz para alguns indivíduos) e as diferenças de latência fortaleceram a teoria de respostas corticais distintas entre os indivíduos quando submetidos ao mesmo estímulo.

Conforme mostrado, diferenças consideráveis foram obtidas entre os indivíduos, dependendo da frequência escolhida e do canal de estimulação. O não aparecimento de P300 significativo em algumas das respostas pode estar associado à ausência de atenção do voluntário ou à não atualização do estímulo neuronal quando os estímulos desviantes foram apresentados. Ou seja, condições em que as respostas neurais para o alvo e os estímulos padrão eram os mesmos. Nesse contexto, todos os voluntários relataram estar totalmente

focados e capazes de contar todos os estímulos alvos apresentados durante as tarefas, o que fortalece a hipótese da mesma resposta cortical para o alvo e estímulos padrão.

Dessa forma, os mapas topográficos das Figuras 10-13 já são um forte indicativo das diferenças apresentadas pelos indivíduos segundo a frequência de estimulação, sendo essas diferenças ressaltadas pelos mapas individuais das Figuras 16-20. As diferenças na energia dos sinais na janela de interesse já apresenta uma maior tendência nos eletrodos fronto-centrais. Além disso, é possível perceber a formação de dipolos indicando maiores atividades no hemisfério contralateral para a maioria das frequências. Contudo, a utilização de uma janela grande para o cálculo da energia do sinal pode apresentar um viés devido a presença de possíveis ruídos de *background* do EEG que implicariam na apresentação de energias elevadas, contudo sem informações relevantes do potencial P300. Uma vez que os mapas topográficos foram elaborados com a média de todas as épocas e de todos os voluntários, considerou-se que tais ruídos foram reduzidos a níveis muito baixos, possuindo assim pouca influência.

As diferenças nas respostas corticais dos indivíduos indicam que esses apresentam comportamento diversificado perante os mesmos estímulos sonoros, apesar de mais análises estatísticas serem necessárias para demonstrar as efetivas diferenças significativas. Destaca-se aqui que as diferenças encontradas, assim como as análises de amplitude e latência do potencial P300 estão interligadas também aos outros parâmetros utilizados, isto é, aos intervalos inter-estímulos e entre as tentativas, ao tipo de sinal frequente escolhido (ruído branco), ao nível de pressão sonora, dentre outros. Uma vez que todos os fatores se interligam para a determinação dos ERPs produzidos, conclusões extremamente globais acerca da influência dos fatores de frequência do estímulo alvo e lado de estimulação não podem ser realizadas, dependendo assim do conjunto de fatores como um todo. Além disso, aspectos individuais, como fatores psicológicos e físicos de cada indivíduo não foram considerados e, assim como demonstrado na literatura, também possuem forte influência no potencial P300.

Tem-se ainda que as análises com os grupos de épocas (para os gráficos de dispersão, análise estatística e classificação) foram realizadas com a variação de somente uma época por grupo. Tal fator está diretamente relacionado às altas taxas de acurácia do SVM, uma vez que a variabilidade entre os dados de treinamento e teste não foram tão grandes. Entretanto, ressalta-se que o sistema proposto visa a distinção entre os ERPs referentes aos estímulos alvo e padrão e não sua aplicação direta em uma ICM. Assim, apesar disso o sistema proposto ainda se apresenta como eficaz para a distinção entre frequências sonoras ótimas para cada indivíduo.

Dessa maneira, os resultados encontrados nesse estudo questionam o uso indiscriminado de estímulos com mesma frequência e canal para diferentes indivíduos, sem verificação prévia da resposta cortical do indivíduo a eles. Assim, quando analisam-se alguns resultados encontrados na literatura, as menores precisões de classificação e ITRs, encontrados em trabalhos que tratam da variação de parâmetros nos estímulos, podem não ser atribuídos apenas às variações no parâmetro em si, mas também para as respostas corticais específicas individuais a tais parâmetros. Sendo assim, o trabalho de Guo et al., (2015) atribuiu a maior performance do classificador à tarefa com estímulos de 100 Hz (alvo A), 4000 Hz (alvo B) devido à diferença entre os alvos ser maior. Sendo assim, tal diferença facilitaria o foco no alvo desejado. Entretanto, assim como demonstrado nesse estudo, a maioria dos indivíduos possuem maiores potenciais na frequência de 100 Hz, mesmo quando um alvo distrator de maior frequência não é considerado. Apesar disso, um voluntário apresentou uma boa resposta para a frequência de 1000 Hz, o que, novamente, questiona a definição de conclusões globais.

Os resultados encontrados em Halder et al., (2010) também consideraram apenas uma frequência de cada vez para as tarefas (100 Hz e 1000 Hz). As outras tarefas (variação do volume, isto é, diferentes pressões sonoras e variação da direção, ou seja canal direito e esquerdo) foram realizadas considerando somente a frequência de 1000 Hz (HALDER et al., 2010). Tal estudo demonstrou uma melhor classificação para a tarefa de diferença de frequências, contudo, defende-se que um problema semelhante pode ter surgido. Portanto, acredita-se que os resultados podem ter sido afetados não somente pela mudança nos parâmetros de interesse, mas também pelas respostas individuais às frequências escolhidas. Por fim, o trabalho de Spirandeli (2020) apresentou uma maior taxa de acerto para a frequência de 100 Hz se comparado com o alvo de 4000 Hz. Como demonstrado neste estudo, no geral a frequência de 100 Hz é capaz de evocar respostas significativas para a maioria dos indivíduos, o que pode ter influenciado nos resultados encontrados. Apesar disso, novamente, tais resultados podem estar relacionados principalmente as respostas de cada indivíduo.

Dois dos maiores desafios em sistemas de ICM baseados em paradigma *oddball* auditivos são: a classificação em tentativa única e a baixa amplitude dos ERPs em tentativa única em comparação com o sinal de EEG de fundo (SPIRANDELI, 2020). O uso de estímulos que acarretam ERPs mais significativos pode contribuir na minimização desses problemas, visto que, frequências específicas podem ser selecionadas para pessoas individuais, visando fornecer uma melhor relação entre o sinal de interesse o sinal de fundo

do EEG. Além disso, também é possível que um menor número de tentativas possa ser utilizado para formar os sinais ERP promediados usados para o controle das ICMs.

Em outras palavras, a verificação prévia da resposta do indivíduo aos estímulos pode levar a componentes ERPs mais substanciais, resultando em melhor desempenho e ITR. Pode-se argumentar que o uso de diferentes frequências de estimulação para diferentes sujeitos pode ter implicações importantes na avaliação do desempenho de um determinado ICM sobre uma população. No entanto, pode se considerar que uma ICM de sucesso só pode ser adaptada às necessidades e capacidades de cada sujeito e raramente para indivíduos múltiplos. Em outras palavras, deve-se evoluir o campo para ICM mais adaptativos, capazes de ajustar seu *modus operandi* de acordo com os eventos e situações atuais.

6. CONCLUSÕES

O presente estudo demonstrou assim que os fatores de estimulação sonora, tal como a frequência do tom alvo, possuem grande influência na morfologia do potencial P300. Suas características como amplitude e latência possuem ainda grande variabilidade entre indivíduos, demonstrando assim respostas corticais distintas para um mesmo padrão de estimulação. Tais diferenças individuais não são comumente consideradas na elaboração de Interfaces Cérebro-Máquina, apesar de na literatura ser possível encontrar trabalhos que apresentam como os parâmetros dos estímulos podem influenciar na performance de tais sistemas.

Sendo assim, demonstrou-se que o canal onde a estimulação está presente e, principalmente, a frequência afetam profundamente a amplitude e a latência do componente P300, com resultados distintos para indivíduos diferentes. A resposta cortical dos sujeitos apresentou variações que podem ter um impacto significativo no processo de comunicação por meio dos sistemas de IMC. Além disso, foi possível verificar tais influências tanto nos sinais corticais resultantes, quanto na performance de um sistema artificial de classificação. Dessa forma, torna-se possível a seleção de frequências ótimas para cada indivíduo, visando assim respostas mais expressivas e distintas dos sinais de *background* do EEG. Tais potenciais evocados, assim como discutido, são de extrema importância para a performance dos sistemas de ICM.

Face ao exposto, ressalta-se que, a avaliação preliminar do ERP de acordo com os estímulos pode levar à seleção do grupo de parâmetros mais adequado ao usuário, acarretando

respostas mais rápidas e precisas de tais sistemas. Portanto, conclui-se que, para a elaboração de ICM auditiva mais adaptada ao usuário, garantindo-se uma melhor usabilidade, deve-se realizar uma verificação prévia dos estímulos a serem utilizados. Além disso, caso esse sistema comece a apresentar falhas durante a sua utilização, uma nova análise dos parâmetros de estimulação, tal como a frequência do som alvo, pode garantir uma melhor eficácia. Tal avaliação pode indicar ainda estímulos que sejam mais confortáveis para o usuário, diminuindo assim os desconfortos com tais sistemas.

6.1. Trabalhos futuros

Para trabalhos futuros, propõe-se:

- A execução de experimentos com um número maior de voluntários de maneira a permitir análises mais amplas e que possibilitem validar estatisticamente, com maior certeza, as diferenças individuais encontradas nessa pesquisa.
- Alterações no protocolo de coleta visando a avaliação de ambos os canais de estimulação (direito e esquerdo). Dessa forma, pode-se efetuar permutações das frequências alvo durante a realização das tarefas (isto é, não seguindo a ordem sequencial na qual o mesmo estímulo é apresentado na orelha direita e depois na orelha esquerda).
- Verificação de possíveis influências oriundas de outros fatores, tais como aspectos psicológicos de cada indivíduo, utilização de tons frequente distintos (por exemplo para um ruído rosa ou mesmo um tom puro) e adequação do nível de pressão sonora para cada indivíduo.

REFERÊNCIAS

- ABIRI, R. et al. A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms. **Journal of Neural Engineering**, v. 16, n. 1, 2019.
- ALLISON, B. Z.; KÜBLER, A.; JIN, J. 30+ years of P300 brain–computer interfaces. **Psychophysiology**, v. 57, n. 7, p. 1–18, 2020.
- BAEK, H. J. et al. Enhancing the usability of brain-computer interface systems. **Computational Intelligence and Neuroscience**, v. 2019, 2019.
- BAYKARA, E. et al. Effects of training and motivation on auditory P300 brain-computer interface performance. **Clinical Neurophysiology**, v. 127, n. 1, p. 379–387, 2016.

- BROUWER, A. M.; VAN ERP, J. B. F. A tactile P300 brain-computer interface. **Frontiers in Neuroscience**, v. 4, n. MAY, p. 1–11, 2010.
- CARABEZ, E. et al. Identifying Single Trial Event-Related Potentials in an Earphone-Based Auditory Brain-Computer Interface. **Applied Sciences**, v. 7, n. 11, p. 1197, 2017.
- CASS, M.; POLICH, J. P300 from a single-stimulus paradigm: Auditory intensity and tone frequency effects. **Biological Psychology**, v. 46, n. 1, p. 51–65, 1997.
- CHABUDA, A. et al. Successful BCI communication via high - frequency SSVEP or visual , audio or tactile P300 in 30 tested volunteers. **Acta Neurobiologiae Experimentalis**, v. 79, n. 4, p. 421–431, 2019.
- CHAUDHARY, U.; BIRBAUMER, N.; RAMOS-MURGUIALDAY, A. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. **Nature Reviews Neurology**, v. 12, n. 9, p. 513–525, 2016.
- CHOI, J. W.; KIM, K. H. Computational EEG Analysis. p. 125–145, 2018.
- CRAIK, A.; HE, Y.; CONTRERAS-VIDAL, J. L. Deep learning for electroencephalogram (EEG) classification tasks: A review. **Journal of Neural Engineering**, v. 16, n. 3, p. ab0ab5, 2019.
- DE SOUZA, D. B.; MILAGRE, S. T.; SOARES, A. B. Avaliação econômica da implantação de um serviço de Engenharia Clínica em hospital público Brasileiro. **Revista Brasileira de Engenharia Biomedica**, v. 28, n. 4, p. 327–336, 2012.
- DIDONÉ, D. D. et al. Auditory evoked potential P300 in adults: reference values. **Einstein (Sao Paulo, Brazil)**, v. 14, n. 2, p. 208–212, 2016.
- ELSAYED, N.; SAAD, Z.; BAYOUMI, M. Brain Computer Interface: EEG Signal Preprocessing Issues and Solutions. **International Journal of Computer Applications**, v. 169, n. 3, p. 12–16, 2017.
- FJELL, A. M.; WALHOVD, K. B. Effects of auditory stimulus intensity and hearing threshold on the relationship among P300, age, and cognitive function. **Clinical Neurophysiology**, v. 114, n. 5, p. 799–807, 2003.
- FREITAS, A. M. DE et al. EEG artifact correction strategies for online trial- by-trial analysis. 2017.
- GILMORE, C. S.; CLEMENTZ, B. A.; BERG, P. Hemispheric differences in auditory oddball responses during monaural versus binaural stimulation. **International Journal of Psychophysiology**, v. 73, n. 3, p. 326–333, 2009.
- GOMES, M. Bases fisiológicas do eletroencefalograma. **Rev Bras Neurol.**, v. 51, n. 1, p. 12–7, 2015.
- GOUVEIA, E. L. S. **APLICAÇÃO DE MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE PARA GERAÇÃO DE SINAIS DE CONTROLE ROBUSTOS PARA PRÓTESES MIOELÉTRICAS.** [s.l.] Universidade Federal de Uberlândia, 2018.

- GUO, M. et al. The anterior contralateral response improves performance in a single trial auditory oddball BMI. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 22, p. 74–84, 2015.
- HALDER, S. et al. An auditory oddball brain-computer interface for binary choices. **Clinical Neurophysiology**, v. 121, n. 4, p. 516–523, 2010.
- HALDER, S.; KÄTHNER, I.; KÜBLER, A. Training leads to increased auditory brain-computer interface performance of end-users with motor impairments. **Clinical Neurophysiology**, v. 127, n. 2, p. 1288–1296, 2016.
- HALL, J. E. **Tratado de fisiología médica**. 12. ed. Rio de Janeiro, Brazil: Elsevier, 2011.
- HAMMER, E. M. et al. Psychological predictors of visual and auditory P300 Brain-Computer Interface performance. **Frontiers in Neuroscience**, v. 12, n. MAY, p. 1–12, 2018.
- HARDIMAN, O.; VAN DEN BERG, L. H.; KIERNAN, M. C. Clinical diagnosis and management of amyotrophic lateral sclerosis. **Nature Reviews Neurology**, v. 7, n. 11, p. 639–649, 2011.
- HOBSON, E. V.; McDERMOTT, C. J. Supportive and symptomatic management of amyotrophic lateral sclerosis. **Nature Reviews Neurology**, v. 12, n. 9, p. 526–538, 2016.
- HÖHNE, J. et al. Natural stimuli improve auditory BCIs with respect to ergonomics and performance. **Journal of Neural Engineering**, v. 9, n. 4, 2012.
- HOLMES, G. L.; KHAZIPOV, R. Basic Neurophysiology and the Cortical Basis of EEG. **The clinical neurophysiology primer**, p. 19–33, 2007.
- JOHANSSON, V.; SOEKADAR, S. R.; CLAUSEN, J. Locked Out. **Cambridge Quarterly of Healthcare Ethics**, v. 26, n. 4, p. 555–576, 2017.
- KANDEL, E. R. et al. **Principios de Neurociencias**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2014.
- KAUFMANN, T.; HOLZ, E. M.; KÜBLER, A. Comparison of tactile, auditory, and visual modality for brain-computer interface use: A case study with a patient in the locked-in state. **Frontiers in Neuroscience**, v. 7, n. 7 JUL, p. 1–12, 2013.
- KLEIH, S. C. et al. **Out of the frying pan into the fire-the P300-based BCI faces real-world challenges**. 1. ed. [s.l.] Elsevier B.V., 2011. v. 194
- LENT, R. **Cem bilhões de neurônios? Conceitos Fundamentais de Neurociência**. 2. ed. Rio de Janeiro: Atheneu, 2010.
- LORENA, A. C.; DE CARVALHO, A. C. P. L. F. Uma Introdução às Support Vector Machines. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 14, n. 2, p. 43–67, 20 dez. 2007.
- LOTTE, F. et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: A 10 year update. **Journal of Neural Engineering**, v. 15, n. 3, p. aab2f2, 2018.
- LUCK, S. J.; KAPPENMAN, E. S. **The Oxford handbook of event-related potential components**. [s.l: s.n.].

- MAK, J. N.; WOLPAW, J. R. Clinical Applications of Brain – Computer Interfaces : Current State and Future Prospects. v. 2, p. 187–199, 2009.
- MARCHETTI, M.; PRIFTIS, K. Brain-computer interfaces in amyotrophic lateral sclerosis: A metanalysis. **Clinical Neurophysiology**, v. 126, n. 6, p. 1255–1263, 2015.
- MARIN, B. et al. Variation in world wide incidence of amyotrophic lateral sclerosis: A meta-analysis. **International Journal of Epidemiology**, v. 46, n. 1, p. 57–74, 2017.
- MILJKOVIĆ, D.; IVOŠEVIĆ, J.; BUCAK, T. **Psycho-Acoustical Ergonomics in a Light Aircraft Interior**. 5th International Ergonomics Conference. Anais...Zadar: 2013
- NEGRI, R. G. **Máquina de vetores de suporte adaptativa ao contexto: formalização e aplicações em sensoriamento remoto**. [s.l.] Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2013.
- NOGUEIRA DA SILVA, N. Esclerose lateral amiotrófica. **Revista de medicina militar**, v. 34, n. 3, p. 101–108, 1945.
- NOVITSKI, N. et al. Frequency discrimination at different frequency levels as indexed by electrophysiological and behavioral measures. **Cognitive Brain Research**, v. 20, n. 1, p. 26–36, 2004.
- OLEJNICZAK, P. Neurophysiologic Basis of EEG. **Journal of clinical neurophysiology**, v. 23, n. 3, p. 186–189, 2006.
- POLICH, J. **Frequency, intensity, and duration as determinants of P300 from auditory stimuli***Journal of Clinical Neurophysiology*, 1989.
- POLICH, J. Clinical application of the P300 event-related brain potential. **Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America**, v. 15, n. 1, p. 133–161, 2004.
- POLICH, J. Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b. **Clinical Neurophysiology**, v. 118, n. 10, p. 2128–2148, 2007.
- POLICH, J.; ELLERSON, P. C.; COHEN, J. P300, stimulus intensity, modality, and probability. **International Journal of Psychophysiology**, v. 23, n. 1–2, p. 55–62, 1996.
- POLLOCK, V. E.; SCHNEIDER, L. S. P3 from auditory stimuli in healthy elderly subjects: Hearing threshold and tone stimulus frequency. **International Journal of Psychophysiology**, v. 12, n. 3, p. 237–241, 1992.
- RAMADAN, R. A.; VASILAKOS, A. V. Brain computer interface: control signals review. **Neurocomputing**, v. 223, n. August 2016, p. 26–44, 2017.
- REZEIKA, A. et al. Brain–computer interface spellers: A review. **Brain Sciences**, v. 8, n. 4, 2018.
- ROSLAN, N. S. et al. Review of EEG and ERP studies of extraversion personality for baseline and cognitive tasks. **Personality and Individual Differences**, v. 119, p. 323–332, 2017.
- ROUSSEAU, M. C. et al. Evaluation of quality of life in complete locked-in syndrome

patients. **Journal of Palliative Medicine**, v. 16, n. 11, p. 1455–1458, 2013.

SCHOMER, D. L.; DA SILVA, F. H. L. **Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields**. 6. ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2012.

SCHREIBER, JACQUES NELSON CORLETA BESKOW, A. L. et al. **TÉCNICAS DE VALIDAÇÃO DE DADOS PARA SISTEMAS INTELIGENTES: UMA ABORDAGEM DO SOFTWARE SDBAYES**. XVII Colóquio Internacional de Gestão Universitária. *Anais...* Mar del Plata: 2017

SHA'ABANI, M. N. A. H. et al. kNN and SVM Classification for EEG: A Review. In: **InECCE2019**. Singapore: Springer, 2020. p. 555–565.

SHOKA, A. et al. Literature Review on EEG Preprocessing, Feature Extraction, and Classifications Techniques. **Menoufia Journal of Electronic Engineering Research**, v. 28, n. 1, p. 292–299, 2019.

SOSULSKI, J.; TANGERMAN, M. Extremely Reduced Data Sets Indicate Optimal Stimulation Parameters for Classification in Brain-Computer Interfaces. **Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS**, p. 2256–2260, 2019.

SPIRANDELI, A. **Detecção e classificação de potenciais evocados auditivos baseadas em filtros casados**. [s.l.] Universidade Federal de Uberlândia, 14 jan. 2020.

SUGG, M. J.; POLICH, J. P300 from auditory stimuli: intensity and frequency effects. **Biological Psychology**, v. 41, n. 3, p. 255–269, 1995.

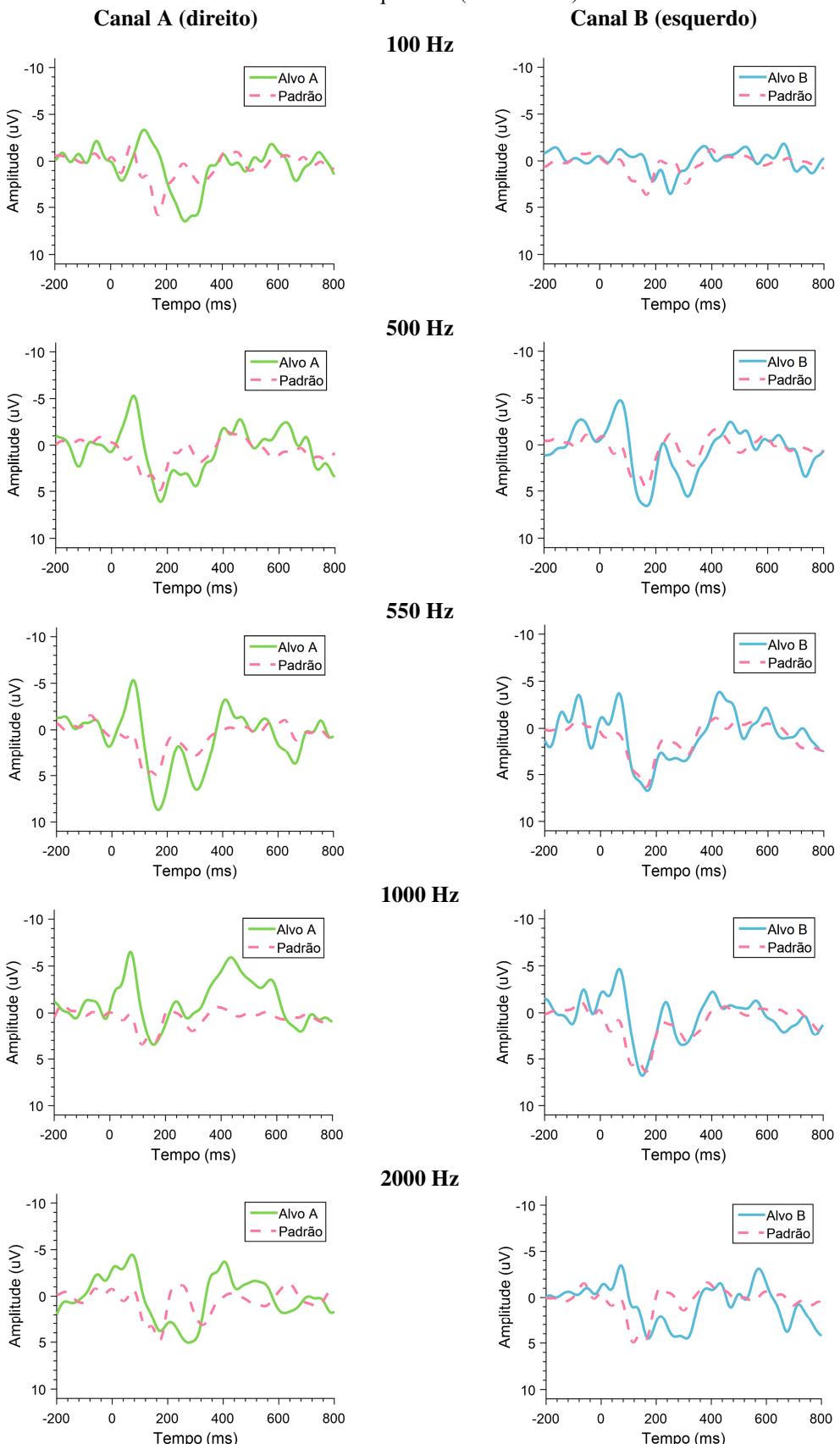
SUGI, M. et al. Improving the performance of an auditory brain-computer interface using virtual sound sources by shortening stimulus onset asynchrony. **Frontiers in Neuroscience**, v. 12, n. February, p. 1–11, 2018.

VESCO, K. K. et al. P300 in young and elderly subjects: Auditory frequency and intensity effects. **Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/ Evoked Potentials**, v. 88, n. 4, p. 302–308, 1993.

YAO, L. et al. Selective Sensation Based Brain-Computer Interface via Mechanical Vibrotactile Stimulation. v. 8, n. 6, 2013.

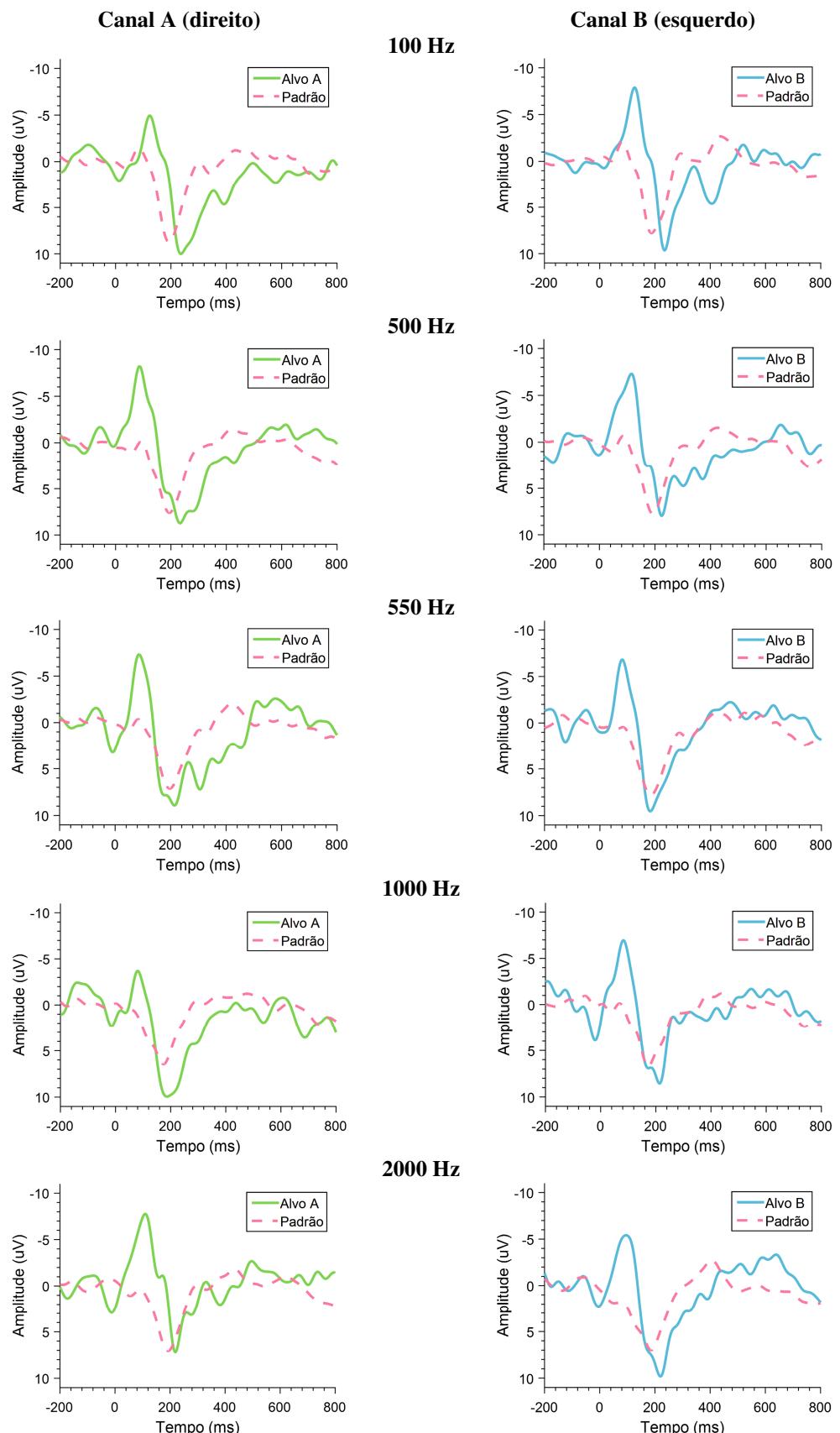
ANEXOS

Anexo 1: Respostas corticais para os indivíduos 1, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



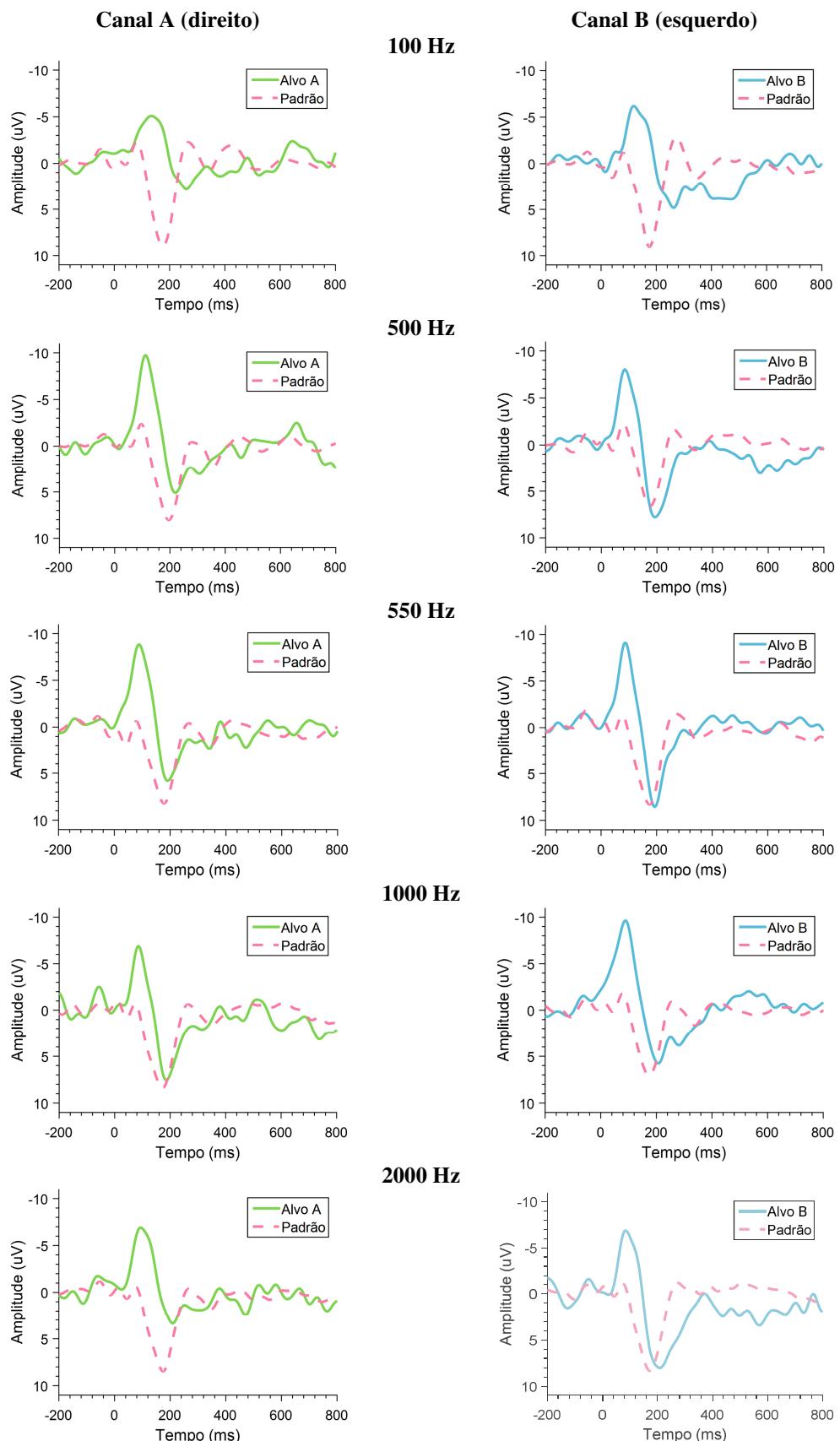
Fonte: Autor.

Anexo 2: Respostas corticais para os indivíduos 2, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



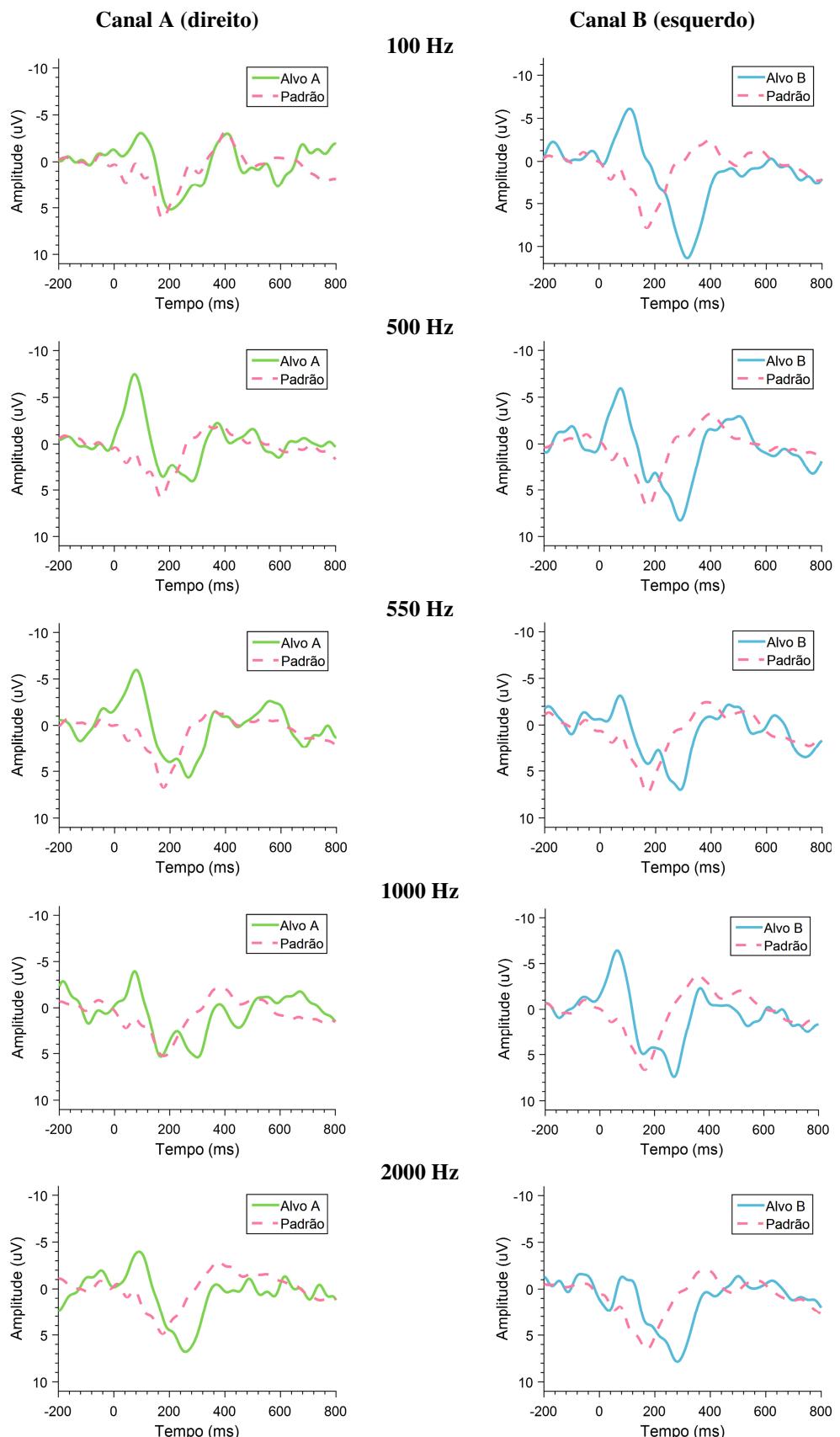
Fonte: Autor.

Anexo 3: Respostas corticais para os indivíduos 3, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



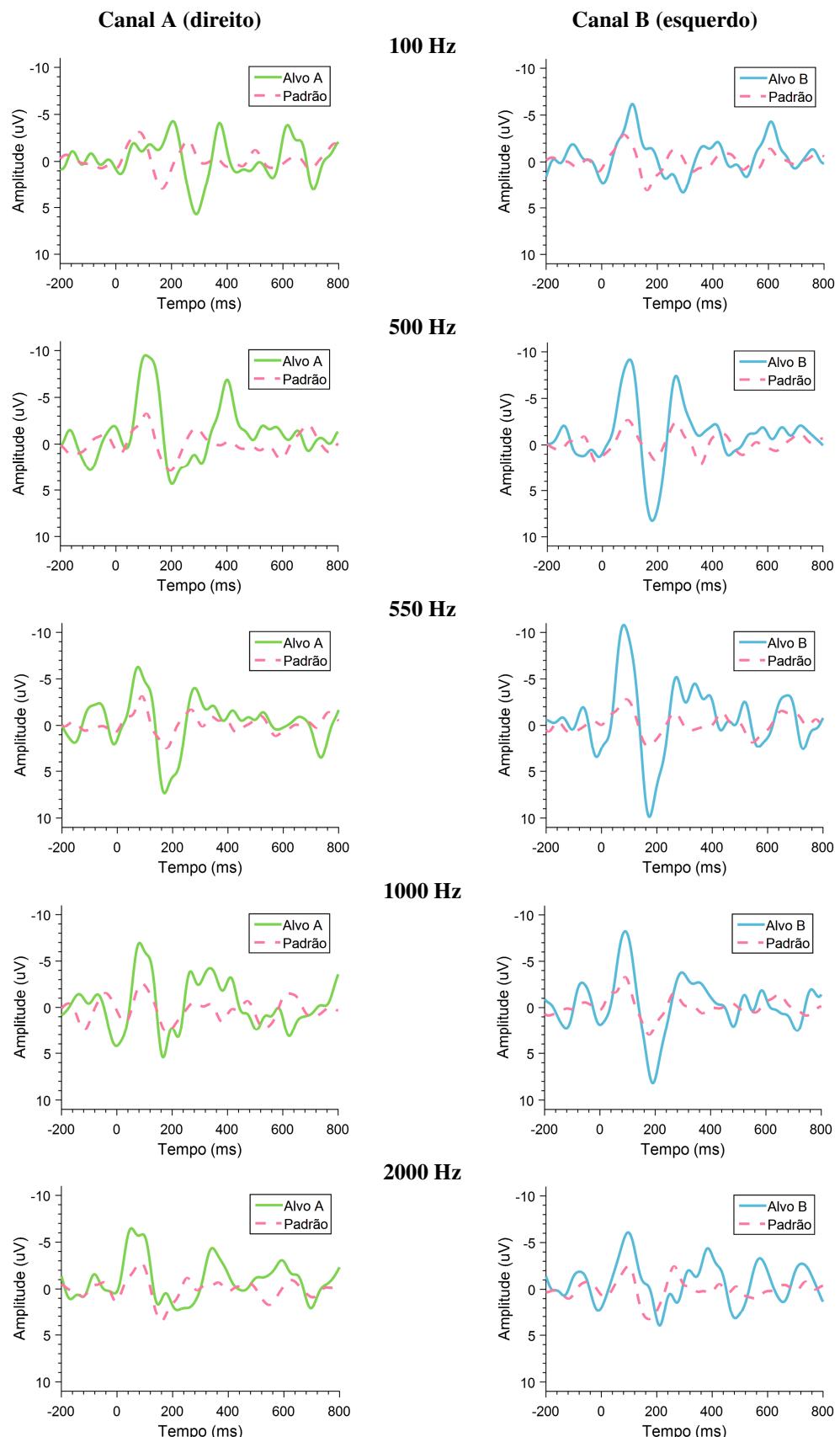
Fonte: Autor.

Anexo 4: Respostas corticais para os indivíduos 4, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



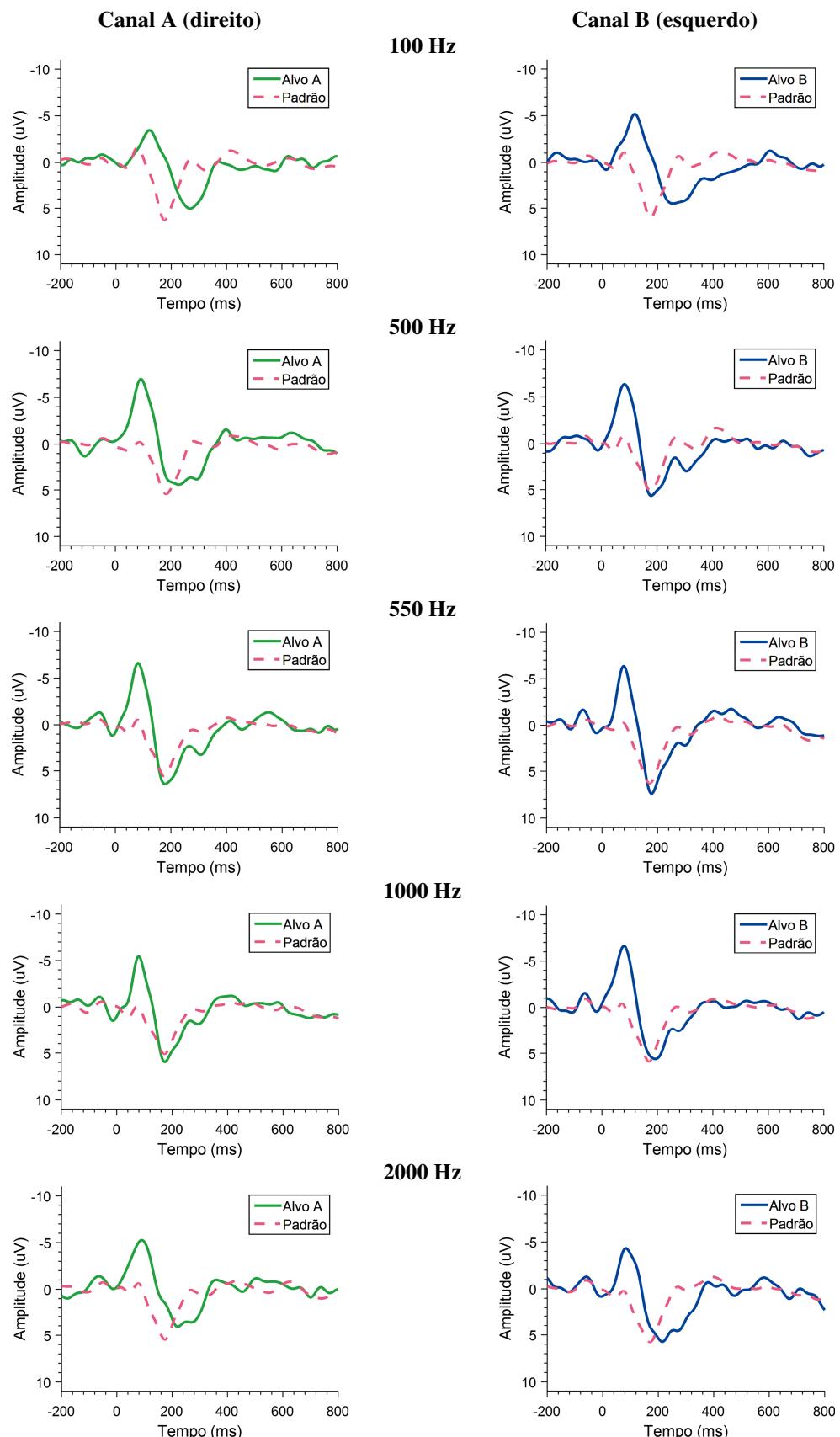
Fonte: Autor.

Anexo 5: Respostas corticais para os indivíduos 5, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



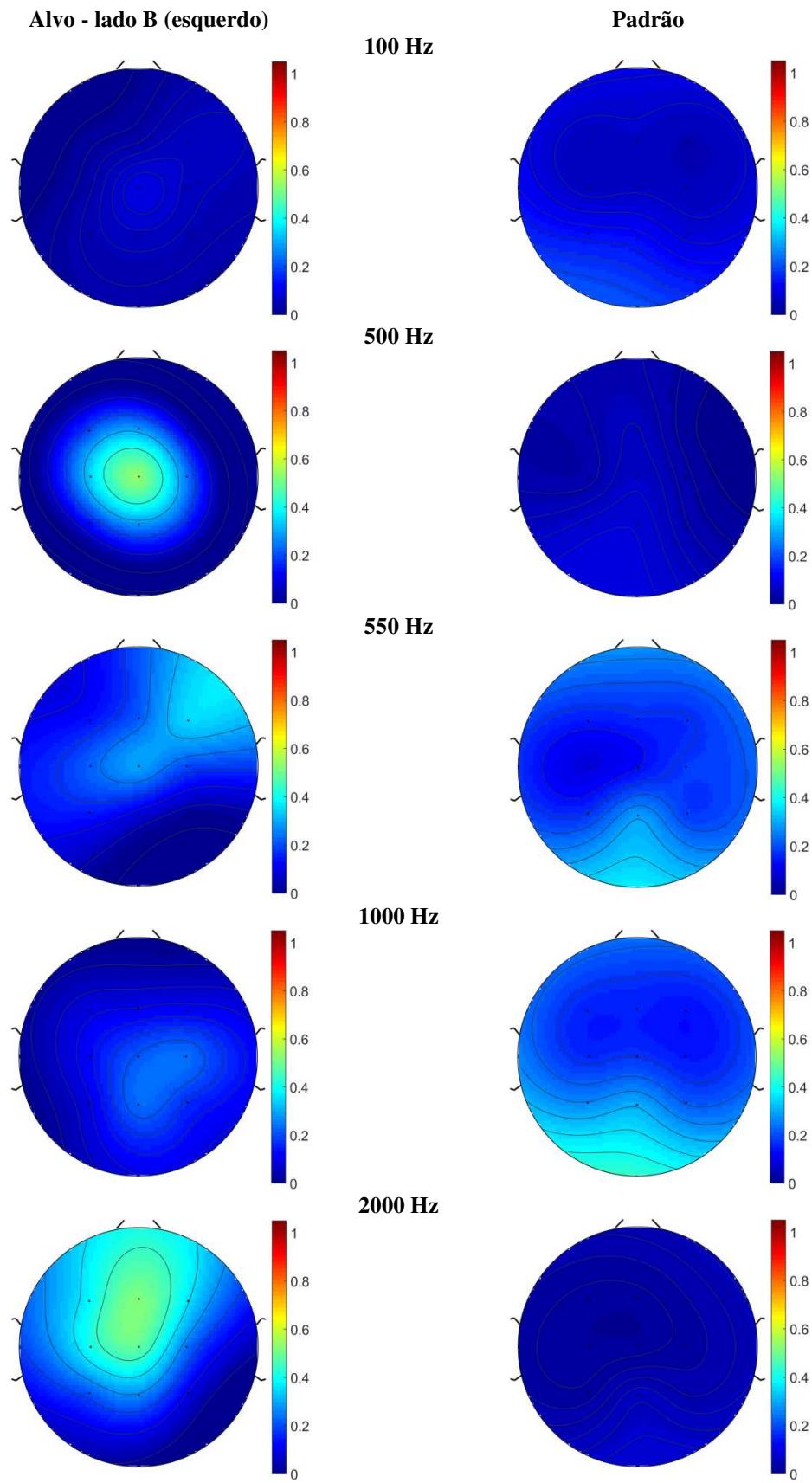
Fonte: Autor.

Anexo 6: Respostas corticais para média de todos os indivíduos, considerando estímulo na orelha direita e esquerda, e as diferentes frequências (eletrodo Cz).



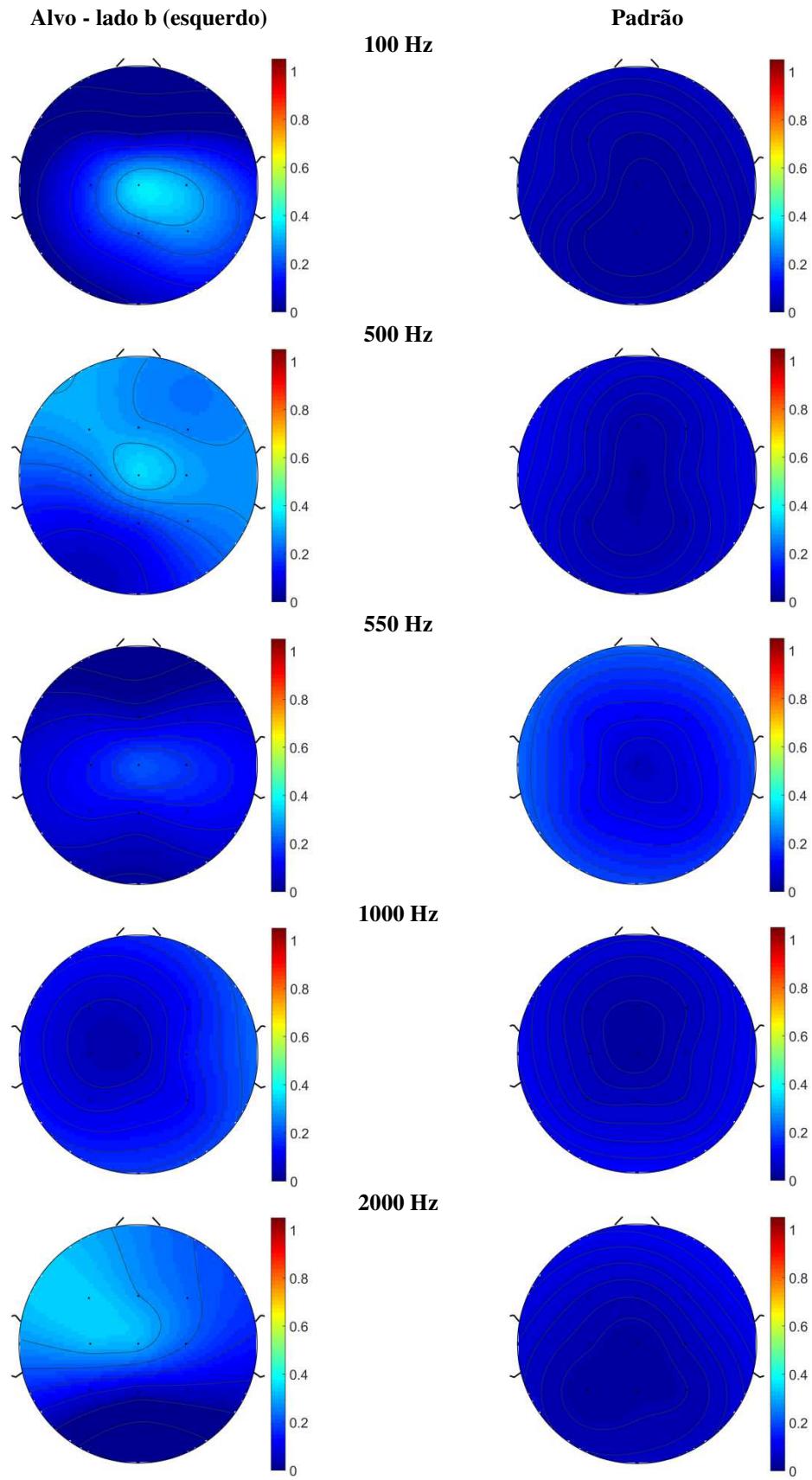
Fonte: Autor.

Anexo 7: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), para o voluntário 1.



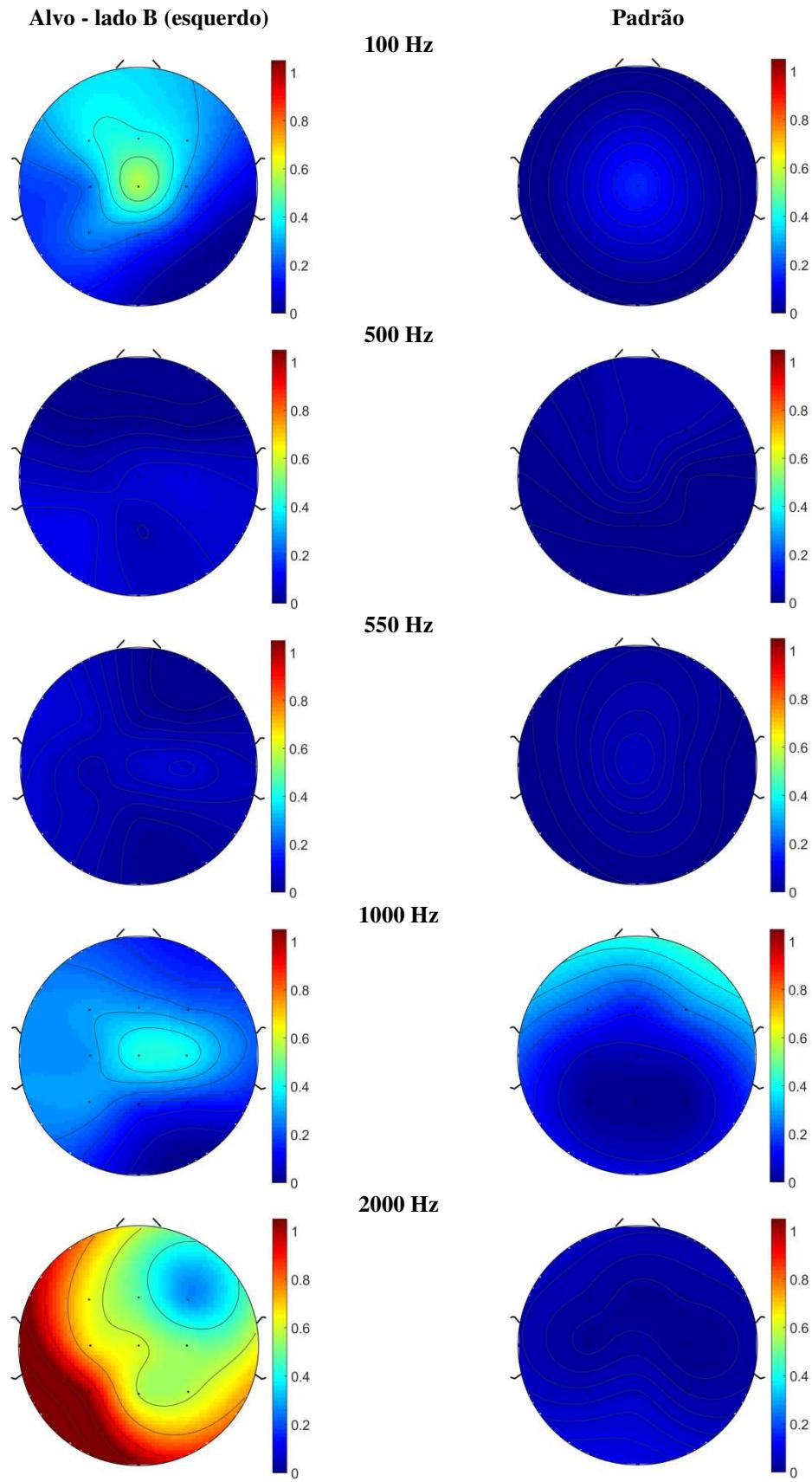
Fonte: Autor.

Anexo 8: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), para o voluntário 2.



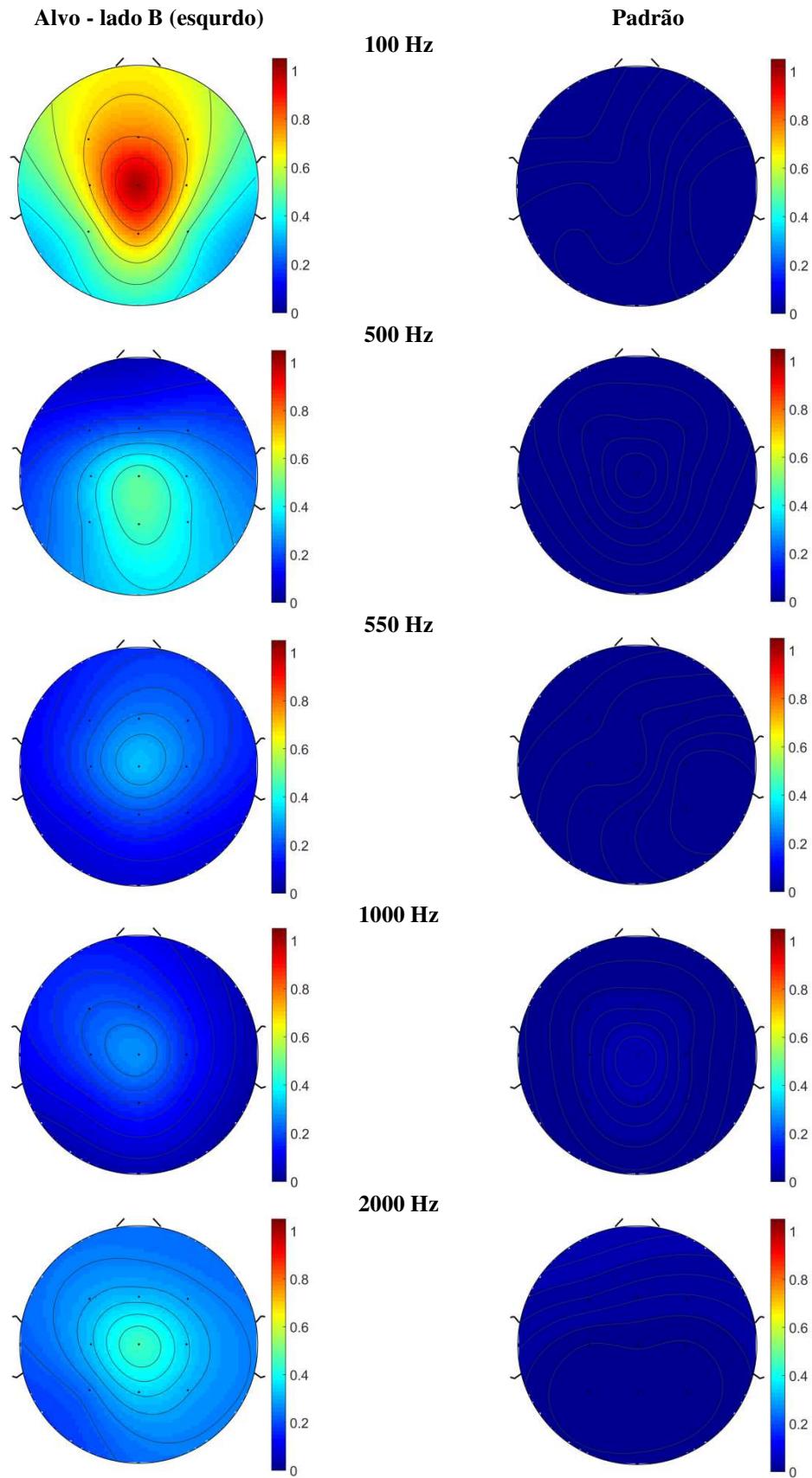
Fonte: Autor.

Anexo 9: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), para o voluntário 3.



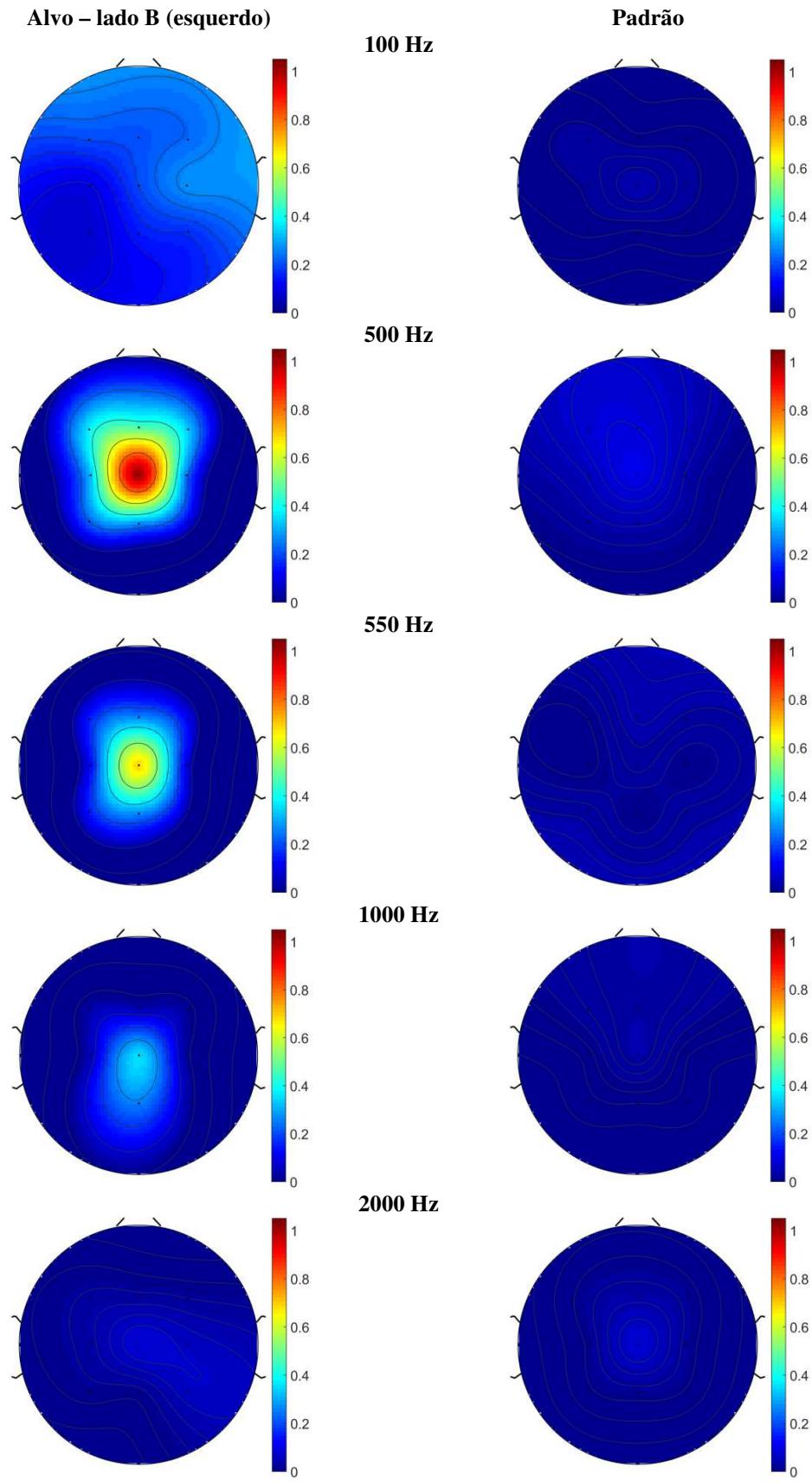
Fonte: Autor.

Anexo 10: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), para o voluntário 4.



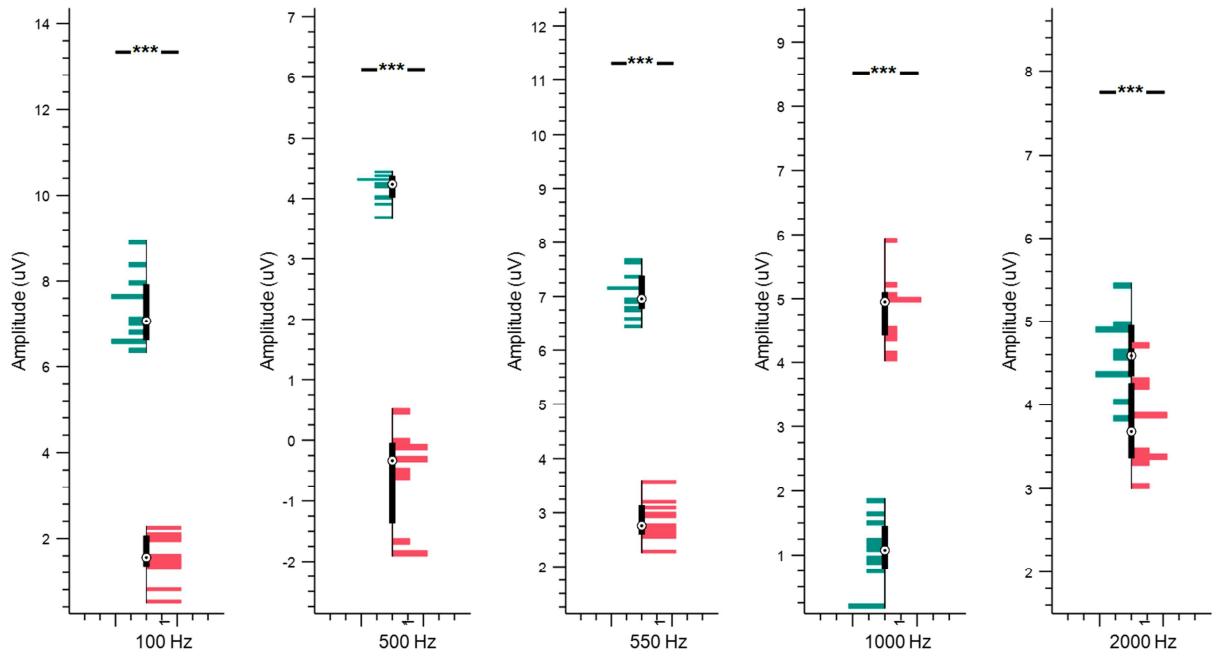
Fonte: Autor.

Anexo 11: Mapas topográficos da energia normalizada do sinal na janela de 250 a 350 ms para os diferentes estímulos alvos, quando apresentados no lado B (esquerdo), para o voluntário 5.



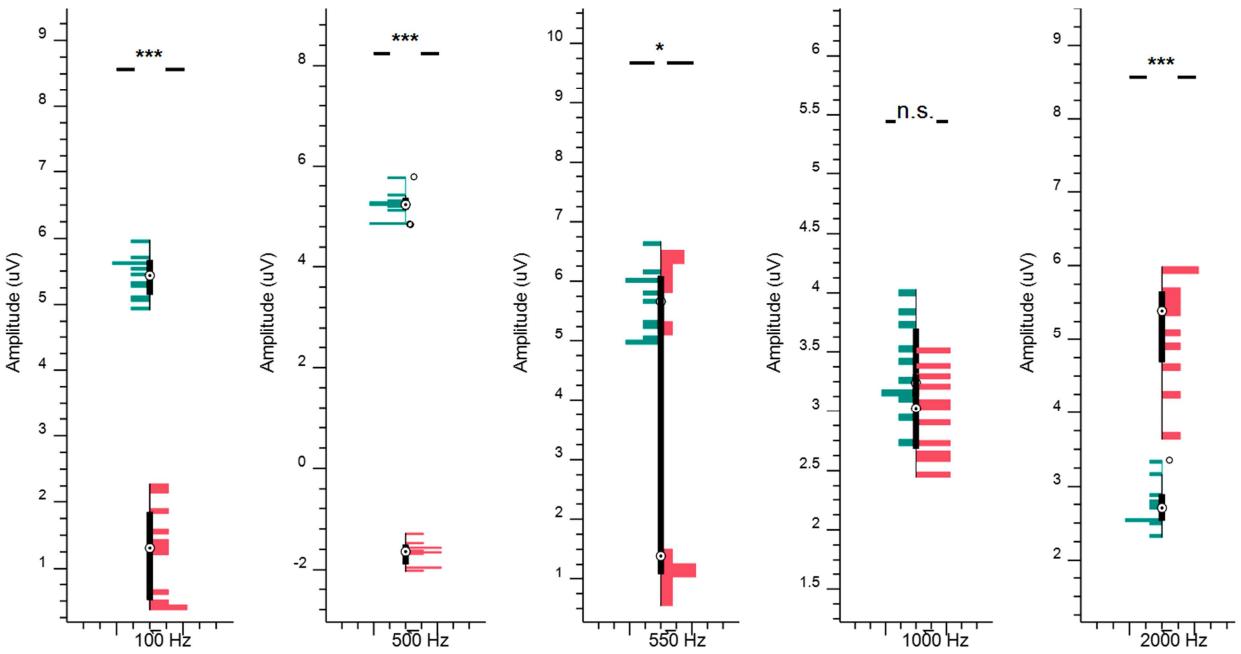
Fonte: Autor.

Anexo 12: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 1. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



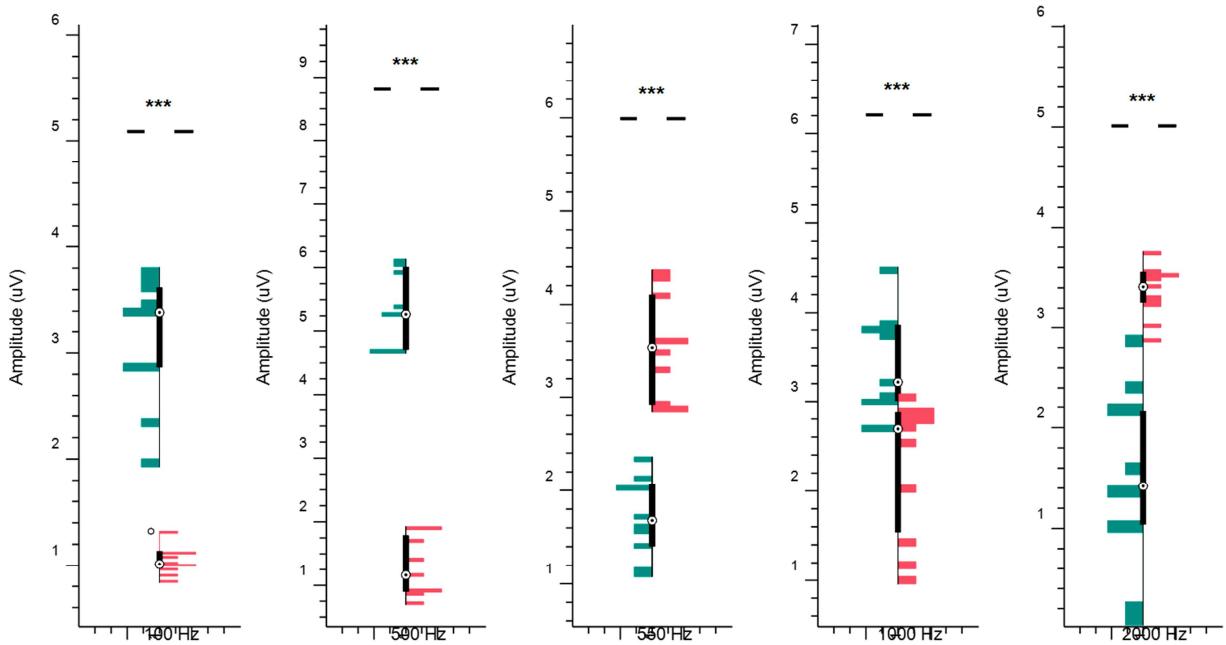
Fonte: Autor.

Anexo 13: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 2. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



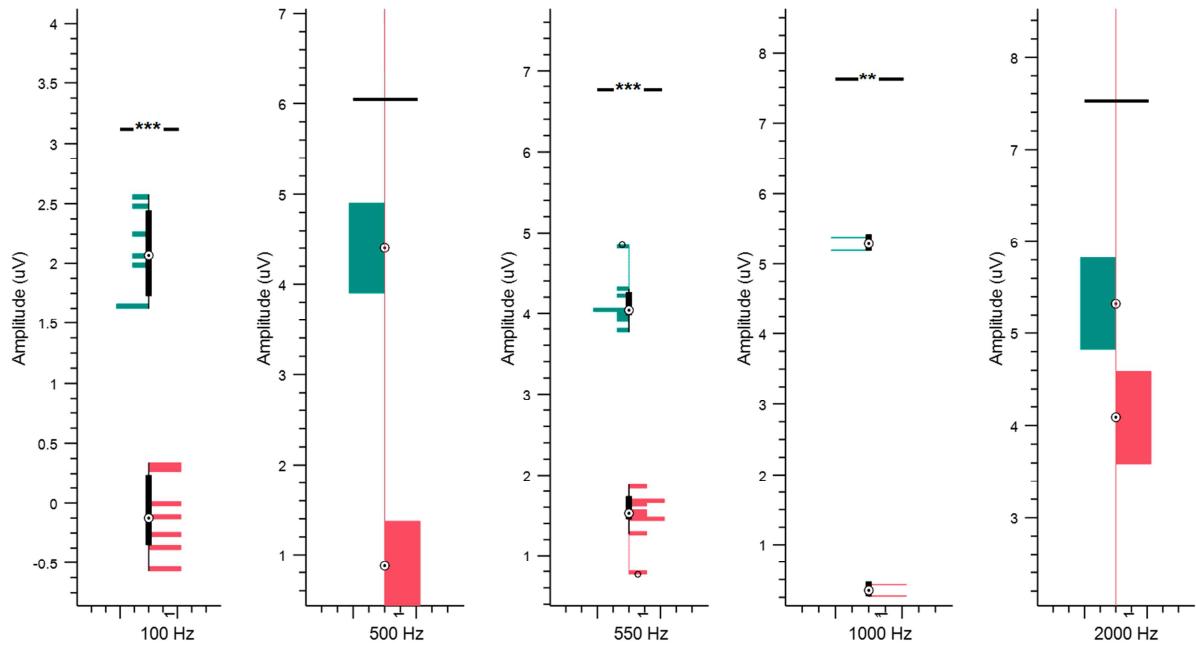
Fonte: Autor.

Anexo 14: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 3. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



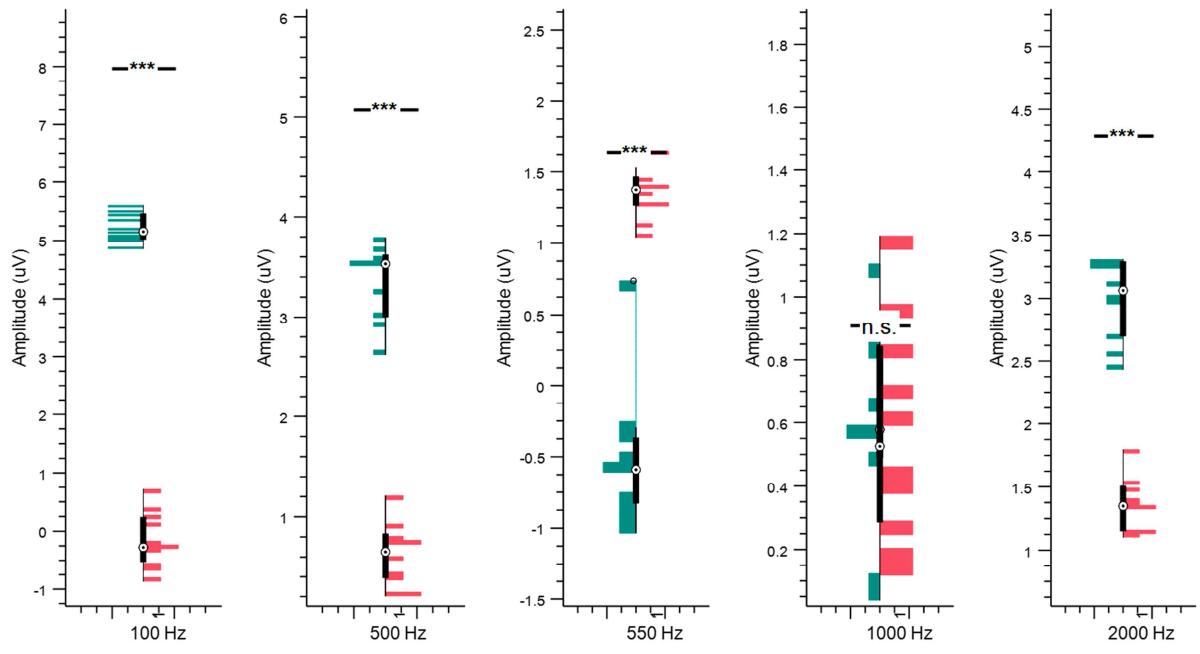
Fonte: Autor.

Anexo 15: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 4. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



Fonte: Autor.

Anexo 16: Análise dos ERPs para os estímulos alvo (em verde) e padrão (em rosa), no eletrodo Fz para o voluntário 5. Um valor de p menor que 0,001 é representado pelos três asteriscos.



Fonte: Autor.