

Análise de Sinais de Eletroencefalograma para Medição de Atenção em um Ambiente Musical Imersivo Multissensorial

Carla Estefany Caetano Silva
Laboratório Mídiacom, Instituto de Computação –
Universidade Federal Fluminense (UFF)
Niterói – Rio de Janeiro – RJ – Brazil

Daniela Gorski Trevisan
MediaLab, Instituto de Computação – Universidade
Federal Fluminense (UFF)
Niterói – Rio de Janeiro – RJ – Brazil

Rômulo Vieira
Laboratório Mídiacom, Instituto de Computação –
Universidade Federal Fluminense (UFF)
Niterói – Rio de Janeiro – RJ – Brazil

Débora Christina Muchaluat-Saade
Laboratório Mídiacom, Instituto de Computação –
Universidade Federal Fluminense (UFF)
Niterói – Rio de Janeiro – RJ – Brazil

RESUMO

A compreensão dos ciclos de atenção em atividades criativas e dinâmicas tem ganhado destaque em pesquisas de interfaces cérebro-computador (BCI), especialmente em ambientes imersivos que combinam estímulos auditivos, visuais e motores. Em tarefas musicais, o engajamento cognitivo pode flutuar de forma espontânea, não linear e sensível à estrutura da tarefa. Este estudo explora como diferentes tipos de estímulos sensoriais influenciam o foco atencional em uma bateria virtual imersiva. Este estudo investiga os ciclos de atenção de participantes através da captura e análise de sinais cerebrais durante a execução de tarefas musicais em um ambiente imersivo com e sem feedback tátil. Vinte e cinco indivíduos realizaram quatro exercícios rítmicos em uma bateria virtual, usando baquetas físicas com efeito vibratório (efeito háptico) em ambas. Os indivíduos tiveram três condições experimentais: livre (exploração livre), não háptica (exercícios definidos e baquetas sem efeito vibratório) e háptica (exercícios definidos e as baquetas com efeito vibratório). Os níveis de atenção foram monitorados continuamente e categorizados em três faixas (baixa, média e alta), com estimativas de tempo de ativação e tempo de permanência em cada faixa. Os dados mostraram que a atenção se concentrou no início da atividade, especialmente nos dois primeiros exercícios de ritmo mais lento e maior demanda motora. Nos exercícios finais, a ausência de alguns instrumentos pode ter sido causada pelo aumento da velocidade. Apesar de variações na faixa alta durante o uso de estímulo háptico, o teste de Wilcoxon indicou que não houve diferença significativa entre as experiências. Observou-se também que alcançar picos de atenção não implica maior tempo nesse estado. Conclui-se que os estímulos vibratórios não influenciaram de forma consistente a atenção sustentada, mas ritmo e complexidade motora podem afetar o engajamento.

KEYWORDS

EEG, Ambiente musical imersivo, Io3MT, Nível de atenção, Interface háptica

1 INTRODUÇÃO

Os avanços em neurociência, engenharia e inteligência artificial (IA) corroboram para resultados crescentes significativos das tecnologias de redes neurais e interface cérebro-computador. Essas inovações podem transformar e melhorar nossas capacidades cognitivas para uma população sem deficiência [28]. A atualização da pesquisa constantemente nos permite codificar e decodificar representações neurais complexas, como, por exemplo, a decodificação de fala, emoções e estimulações visuais periódicas com o potencial evocado visualmente em estado estacionário (*Steady state visually evoked potential* - SSVEP) [15, 22].

Tais avanços não apenas aprimoram as aplicações clínicas para indivíduos com deficiências motoras graves, como o controle de cadeiras de rodas ou próteses, mas também abrem novas fronteiras para usuários saudáveis, como jogos de interface cérebro-computador (BCI - *Brain computer interface*), avaliação com feedback e a potencialização das capacidades cognitivas humanas. Compreender esses padrões intrínsecos permite que a interface cérebro-computador (BCI) traduza diretamente as atividades cerebrais em informações de saída contínuas, proporcionando uma experiência de usuário aprimorada e fluida [29].

A maior dificuldade de interpretar dados neurais é pelo fato de que geralmente não há as marcações dos estímulos pré-gravados para o estudo. Assim, precisa-se encontrar métodos de IA, reconhecimento de padrões ou processamento de sinais para poder inferir sobre. A interpretação eficaz dos sinais cerebrais permanece um desafio considerável. Os sinais do eletroencefalograma (EEG) são inerentemente ruidosos, apresentando baixa relação sinal-ruído (SNR) e, muitas vezes, sendo incompletos. Além dos ruídos comuns de sistemas sensoriais, como interferência da rede elétrica ou conexões inadequadas de eletrodos, atividades fisiológicas como piscadas de olhos, atividade muscular e batimentos cardíacos introduzem ruídos inevitáveis que prejudicam a coleta de sinais EEG de alta qualidade [29].

Alguns estudos como Hassan et al. [9], empregados na análise de funções cognitivas e classificação de atenção, usam modelos híbridos de CNN (*Convolutional Neural Network*) e LSTM (*Long Short-Term Memory*). Outros utilizam o recurso de extração de características com transformadas no sinal, como Wavelet, Fourier e transformada de curto prazo, como os trabalhos de Imah et al. [10] e [20] fizeram para encontrar padrões nos sinais temporais.

O objetivo deste trabalho é avaliar e analisar o foco de atenção dos usuários em um ambiente imersivo, utilizando uma abordagem mais acessível e não-invasiva¹ com o dispositivo de baixo custo Bitalino². Foi aplicada a metodologia de detecção de atenção utilizada em [20] para compreender e analisar o comportamento do foco de atenção dos participantes em uma bateria virtual. O sistema é uma bateria multissensorial, chamada Physiodrum [26], que combina elementos físicos (baquetas e pedais) e virtuais para experiências musicais imersivas. Equipado com sensores e atuadores, o sistema acessado por meio de um *headset* de realidade virtual (VR) é um sistema fundamentado na teoria do Metaverso Musical (MM) [24] e da Internet de Coisas Multissensoriais, Multimídia e Musicais (Io3MT) [25].

Para analisar o foco de atenção, foi realizado um experimento com vinte e cinco participantes e três tipos de experiências com a bateria multissensorial. A primeira consiste na experiência livre, uma exploração livre para o participante se habituar ao ambiente imersivo. Nas outras duas sessões, os participantes precisavam executar alguns exercícios rítmicos de nível iniciante onde a velocidade aumentava gradualmente. Em ambas as sessões, foram feitos os mesmos exercícios. Essas sessões foram randomizadas com o efeito háptico nas baquetas sendo utilizado em somente uma das sessões. Ou seja, alguns participantes executaram os exercícios com o efeito háptico somente na segunda sessão, e outros somente na terceira.

O efeito háptico nas baquetas consiste em uma leve vibração das mesmas, essa ideia foi inspirada na terapia vibroacústica (VAT), que utiliza som e vibração de baixa frequência para promover relaxamento, foco e bem-estar. Estudos como Punkanen et al. [16], Cavallo et al. [5], Vilímek et al. [27] e Leandertz and Ala-Ruona [13] mostraram como os estímulos vibratórios podem impactar o sistema nervoso, influenciando a atenção e percepções sensoriais do usuário. Durante essas atividades, os sinais neurais foram coletados com o dispositivo Bitalino usando o sensor de eletroencefalografia (EEG).

Inspirados por esse tipo de terapia, este artigo explora se a vibração aplicada diretamente à baqueta pode gerar um efeito semelhante, proporcionando ao usuário uma experiência sensorial diferenciada que potencialmente aumentaria a concentração ou induziria um estado de relaxamento durante a execução musical. Objetiva-se investigar o tempo de ocorrência dos ciclos de atenção dos participantes, porque, de acordo com os trabalhos de Hassan et al. [9] e [20], a atenção não é sustentada, ou seja, não é contínua, ela não se prolonga ao longo do tempo, ela ocorre de maneira cíclica. Portanto, este trabalho investiga se o uso do feedback háptico influencia a duração desses ciclos. Ou seja, verifica se a vibração das baquetas contribui para prolongar ou reduzir os períodos cíclicos de foco. O experimento foi conduzido sob o paradigma de Interface Cérebro-Computador passiva, em que os sinais cerebrais foram utilizados para monitorar o nível de atenção dos participantes durante tarefas musicais, sem demanda explícita de controle direto sobre o sistema.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma. A Seção 2 destaca estudos que fundamentam a abordagem utilizada. Em seguida, a Seção 3 explica o experimento e os procedimentos adotados. A

Seção 4 apresenta os resultados, analisando a atenção dos usuários ao longo do experimento, o impacto do feedback háptico na atenção dos participantes, entre outros aspectos. A Seção 5 discute os resultados obtidos. Finalmente, a Seção 6 conclui o trabalho e sugere pesquisas futuras.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Os trabalhos descritos nesta seção abordam o uso de sinais EEG em aplicações diversas, como ambientes imersivos com BCI, jogos terapêuticos para crianças com TDAH (Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade), detecção de atenção em indivíduos neurodivergentes e classificação de respostas cognitivas como o componente P300. Em comum, essas pesquisas compartilham o uso de tecnologias de interface cérebro-computador para detecção, estímulo ou interpretação de estados mentais, frequentemente associados à atenção, engajamento ou resposta cognitiva.

Alguns trabalhos [1, 3, 22] discutem a interação direta dos sinais neurais de EEG para compreender, detectar e impulsionar ambientes educacionais, neuroreabilitações, redução de sintomas e aprimoramento comportamental de crianças neurodivergentes por meio da tecnologia BCI. Essas pesquisas utilizando esses dispositivos BCI tiveram resultados promissores envolvendo os usuários também em ambientes imersivos. Os participantes foram capazes de se envolver em atividades simuladas sem a necessidade de movimentos bruscos e esforço físico. Essa dinâmica, por exemplo, permite personalizar e melhorar o ambiente imersivo, deixando o ambiente mais acessível para usuários com necessidades especiais ou neurodivergentes, aumentando o engajamento e aprendizado do usuário com a aplicação desenvolvida.

Uma revisão sistemática de jogos baseados em interface cérebro-computador projetada para auxiliar na terapia convencional de crianças com TDAH, onde analisaram escores da Escala de Avaliação de TDAH (TDAH-RS) e do Teste Integrado de Desempenho Contínuo Visual e Auditivo (IVA-CPT), enquanto outros desfechos foram baseados qualitativamente. Os resultados demonstraram que houve uma redução significativa nos scores de desatenção (IA) e de hiperatividade/impulsividade (HI) relatados pelos pais e pelos médicos. Além disso, foi encontrada uma redução estatisticamente significativa nas pontuações da Lista de Verificação de Comportamento Infantil (CBCL) [18].

Nesta busca na literatura não foram encontrados muitos trabalhos relacionados à detecção ou classificação de atenção com dados de eletroencefalograma. Alguns trabalhos como o de Imah et al. [10] investigaram a atenção conjunta e iniciada em indivíduos do espectro autista (TEA) usando dados de EEG, e mostraram que a combinação de extração de características via transformadas de Wavelet com algoritmos de aprendizado de máquinas apresentaram melhores resultados. A dificuldade dessa área é justificada pelo fato de o label do sinal não estar disponível, caracterizando o estado emocional do indivíduo. Alguns trabalhos buscam estudar somente o processamento do sinal em busca de padrões.

Os trabalhos de Amaral et al. [2] e Norcia et al. [15] avaliam a viabilidade da resposta P300, ou seja, dado um estímulo, demora-se no máximo 300 milissegundos para ter uma alteração no sinal de EEG. O estudo de Amaral et al. [2] investigou a atenção baseada na resposta P300 em ambiente de realidade virtual, para treinar

¹Uso de sensores externos que captam os sinais cerebrais do couro cabeludo com sensores de eletroencefalograma (EEG).

²<https://www.pluxbiosignals.com/collections/bitalino>

habilidades de atenção conjunta em indivíduos com TEA. Três sistemas de EEG foram testados (g.Mobilab+, g.Nautilus e V-Amp com actiCAP Xpress), com o g.Nautilus se destacando em precisão, conforto e velocidade. O estudo utilizou um paradigma dividido em duas fases: identificação do foco de atenção com o classificador Naive-Bayes, usado para classificar eventos de atenção conjunta com base nos sinais P300 detectados. E interação com um avatar virtual utilizando um componente automático do BCI que identifica a presença de sinais P300 durante a interação, fornecendo feedback em tempo real e demonstrando eficácia na classificação da atenção conjunta.

Entretanto, o presente trabalho se diferencia por realizar uma análise exploratória quantitativa da atenção ao longo do tempo, utilizando EEG em um contexto experimental contínuo. Em vez de focar em respostas a estímulos específicos (como P300) ou em aplicações terapêuticas pré-definidas, este estudo se concentra em monitorar e caracterizar flutuações naturais da atenção, segmentadas em faixas (baixa, média, alta) e distribuídas ao longo de uma série temporal. Isso permite observar padrões de sustentação ou queda da atenção, explorando o comportamento espontâneo dos sinais neurais em tempo real, sem depender de rótulos clínicos ou estímulos externos.

Além disso, a proposta aqui não está centrada no diagnóstico ou intervenção direta, como em alguns trabalhos que utilizam escalas clínicas ou atividades com objetivos terapêuticos. A principal contribuição do estudo é oferecer um modelo de análise de atenção baseado na dinâmica temporal de ocorrência, que pode ser posteriormente integrado a aplicações adaptativas — inclusive em ambientes imersivos ou educacionais, como sugerido por estudos anteriores.

Portanto, o trabalho complementa a literatura existente ao propor uma abordagem mais aberta e observacional, que pode servir como base para futuras aplicações em neurotecnologia, treinamento de foco ou personalização de ambientes interativos sensíveis ao estado cognitivo do usuário.

3 METODOLOGIA

3.1 Coleta e processamento dos dados

Foi usado o dispositivo modular Bitalino que é de baixo custo e não-invasivo para aquisição de sinais fisiológicos, como eletroencefalograma (EEG), eletrocardiograma (ECG), eletromiograma (EMG), entre outros. Os dados são transmitidos via Bluetooth (o canal de transmissão padrão da plataforma) [4]. Dois eletrodos foram colocados na testa do lado esquerdo do participante, e o eletrodo de referência atrás da orelha esquerda para registrar a atividade neural do córtex frontal (canal FP1 de acordo com o sistema 10-20 [12]) responsável pelas funções cognitivas superiores, como tomar decisões, motivação, resolução de problemas, planejamento e atenção.

Os dados coletados foram transmitidos para um script em Python responsável pela aquisição e armazenamento. Os sinais foram salvos em arquivos (CSV) para o processamento do dado. O processamento utilizado neste trabalho processa os sinais de EEG nas seguintes etapas estruturadas na Figura 1:

- **Seleção de canal:** apenas o canal frontal Fp1 foi analisado para garantir a consistência com bancos de dados abertos [12].

- **Segmentação:** Os dados foram divididos em intervalos de 200 pontos.
- **Filtros:** filtros passa-alta e passa-baixa foram aplicados para reduzir o ruído [8].
- **Análise de Componentes Independentes (ICA):** artefatos de movimento ocular e muscular foram removidos [6].
- **Transformada Wavelet:** a família Daubechies Db 10 foi utilizada para decompor os sinais em componentes temporais e de frequência [17].
- **Transformada Wavelet Contínua (CWT):** Aplicada para identificar características detalhadas dos sinais [23].
- **Espectrogramas:** Gerados para visualizar a distribuição de potência ao longo do tempo, com valores normalizados [14].

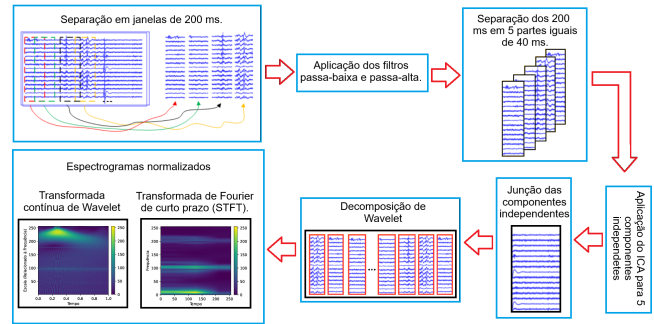


Figura 1: Processamento aplicado nos dados de eletroencefalograma (EEG).

3.1.1 Detecção de Padrões de Atenção. Espectrogramas foram gerados para os coeficientes de aproximação e detalhe de todas as decomposições da transformada de Wavelet. Decidiu-se utilizar os coeficientes de aproximação e a primeira decomposição que representa as ondas Gama (30-100 Hz). Esse padrão mais intenso de mudança de sinal está presente em todas as 9 decomposições Wavelet, na transformada contínua em amarelo e na transformada de Fourier de curto prazo (STFT) em azul escuro, como ilustrado na Figura 2, que apresenta esse padrão de atenção e também um estado normal, sem sinais de atenção. Comparando essas decomposições e com base na literatura, decidiu-se utilizar apenas a primeira decomposição Wavelet, que representa a onda Gama, onde o estado de atenção é definido.

Para definir a atenção, observou-se que o padrão na série temporal da Figura 4 apresenta uma área maior em azul no espectrograma da transformada de Fourier com a Daubechies e um amarelo intenso no espectrograma da transformada de Wavelet (CWT). Há casos em que há um padrão azulado no espectrograma da transformada de Fourier com a família Daubechies (transformada de curto tempo), mas não há presença do hipersinal amarelo no espectrograma da transformada de Wavelet (CWT). Assim, a atenção foi definida como:

$$A = Espec_{cwt} \times 0,70 + Espec_{Daubechies} \times 0,30 \quad (1)$$

onde, $Espec_{cwt}$ é a proporção da área do espectrograma Wavelet (CWT) acima da banda 3, variando entre [76, 256], e $Espec_{Daubechies}$ é a proporção da área azul do espectrograma da

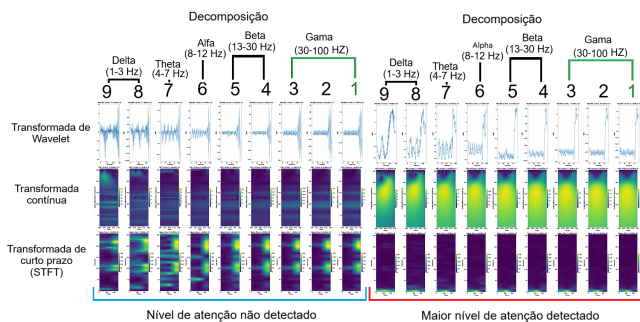


Figura 2: Diferenças no padrão de atividade Gama: Estado atento versus estado distrativo.

transformada de Fourier, representada pela banda 1, variando entre [0, 31].

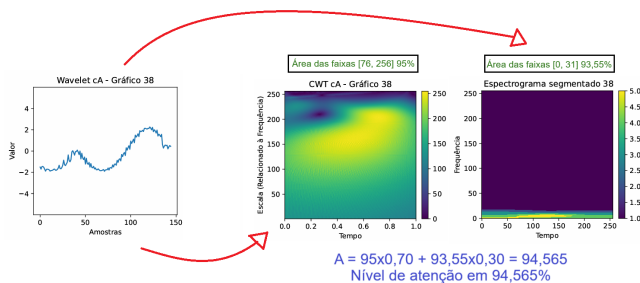


Figura 4: Espectrogramas da primeira decomposição da transformada de Wavelet Contínua (CWT) e Fourier e seus coeficientes do aproximação (cA).

A análise de padrões de atenção em tempo real foi motivada por uma análise exploratória inicial na base de dados EEGMAT³ feito por Silva et al. [20] aplicando o mesmo processamento de sinal. Por mais que os resultados mostrassem distinções, a mesma não era clara e robusta de que aquilo seria a atenção do indivíduo como apresentado na Figura 3.

Por isso, este trabalho buscou uma assinatura neural parecida com o potencial P300 (uma assinatura neural bem conhecida de processos de atenção para a detecção de itens raros), como apresentado na Figura 4. O padrão quantificado representa, em nossa análise empírica, a assinatura temporal de maior engajamento cognitivo observada na série EEG.

3.2 Ambiente imersivo - Bateria virtual

A bateria virtual foi desenvolvida a partir da convergência entre os conceitos da Internet das Coisas Multissensoriais, Multimídia e Musicais (Io3MT) [25] e o campo do Metaverso Musical (MM) [24], com o objetivo de criar experiências musicais imersivas, multimodais e interoperáveis. A aplicação consiste em uma bateria digital

³A base EEGMAT (EEG durante tarefas aritméticas mentais) [30], disponível no PhysioNet [7]. A base de dados contém registros de EEG de sujeitos antes e durante a realização de tarefas aritméticas mentais, coletados usando o sistema Neurocom EEG de 23 canais, conforme o sistema internacional 10/20 [11], com uma taxa de amostragem de 500 Hz por canal.

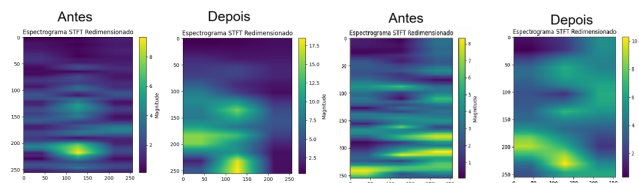


Figura 3: Resultado do processamento do EEG antes e durante as tarefas de aritmética de alguns participantes da base EEG-MAT [30]

executada em um *Head-Mounted Display* (HMD), que integra entradas de baquetas e pedais físicos, como ilustrado na Figura 5. As baquetas são equipadas com esferas coloridas rastreadas por um algoritmo de visão computacional, permitindo que seus movimentos sejam mapeados no ambiente virtual para atuarem como objetos de entrada, responsáveis por percutir a bateria e gerar som. Além disso, cada baqueta contém um sensor de toque, que pode ser usado para acionar trilhas sonoras pré-gravadas em ambientes como *Pure Data* ou *Digital Audio Workstations* (DAWs).

Um acelerômetro também é incorporado nas baquetas, possibilitando o controle das propriedades dessas faixas musicais, como volume e efeitos, ou mesmo a manipulação de parâmetros em elementos visuais, como a velocidade do movimento e o padrão de cores de uma determinada arte gráfica, como mostra a Figura 6.

Os pedais apresentados na Figura 6, por sua vez, funcionam semelhantemente aos de uma bateria acústica tradicional, sendo responsáveis por disparar os sons do bumbo e do chimbau. Essa abordagem visa aumentar a fisicalidade da experiência virtual, bem como utilizar ações mecânicas e motoras inerentes à prática da percussão para o ambiente virtual, reduzindo a curva de aprendizado da aplicação proposta e também o esforço mental necessário para utilizá-la. Assim, a combinação de estímulos auditivos, visuais e táteis torna-se especialmente adequada para investigações sobre a atenção em contextos realistas.

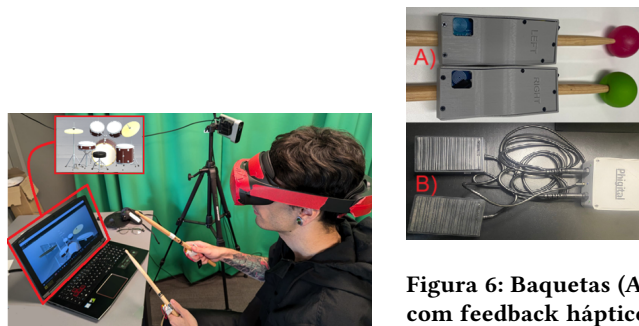


Figura 5: Composição estrutural e aplicação prática da bateria virtualVieira et al. [26].

Figura 6: Baquetas (A) com feedback háptico e pedais eletrônicos (B) configurados para a bateria virtualVieira et al. [26].

3.3 Configurações do experimento

Todas as atividades seguiram os padrões éticos da instituição, com projeto cadastrado na Plataforma Brasil CAAE 88638025.0.0000.8160. A participação dos usuários foi voluntária por meio de um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) devidamente assinado. Os participantes foram assegurados sobre a confidencialidade e anonimato dos dados fornecidos e foram explicitamente informados sobre seu direito de se retirar do estudo a qualquer momento, sem incorrer em qualquer penalidade.

O experimento foi realizado entre os dias 5 e 27 de maio de 2025, envolvendo 30 participantes, atribuídos aleatoriamente e de forma neutra a dois grupos A e B. O Grupo A recebeu feedback tátil uniforme, enquanto o Grupo B experimentou respostas táteis variadas. Os participantes tinham idades de 18 a 54 anos ($M = 26,67$, $DP = 10,23$), sendo 24 homens e 6 mulheres. Para este estudo, consideraram-se 25 participantes, os dados dos outros 5 participantes tiveram problemas de amostragem e descolamento dos eletrodos, o que impossibilitou seu uso. A amostra incluiu indivíduos de diversos níveis educacionais, particularmente em Ciência da Computação, Engenharia e Psicologia. Dentre eles, dois participantes relataram conhecimento em música e tecnologia intermediárias/avançadas, seis indicaram conhecimento em realidade virtual, e dez relataram experiência anterior em música. Os demais participantes eram iniciantes em ambas as áreas.

O experimento foi organizado em três etapas sucessivas. A primeira consistiu em uma fase de exploração livre, durante a qual cada participante teve de três a quatro minutos aproximadamente para interagir livremente com a bateria virtual. Este período inicial visava a familiarização do usuário com os componentes necessários para interagir com a bateria, como, por exemplo, a velocidade, amplitude de movimento exigidas e o feedback auditivo e visual. Em seguida, os participantes foram instruídos a realizar quatro exercícios rítmicos apresentados na Figura 7 adequados para iniciantes, mas com andamentos processivamente crescentes, como largo (40 BPM), adagio (66 BPM), andante (76 BPM) e moderato (108 BPM). Essas sessões foram randomizadas porque utilizou-se o efeito háptico nas baquetas em somente uma das sessões. O efeito háptico nas baquetas consiste em uma leve vibração das mesmas. Alguns participantes executaram os exercícios com o efeito háptico somente na segunda etapa, e outros somente na terceira.

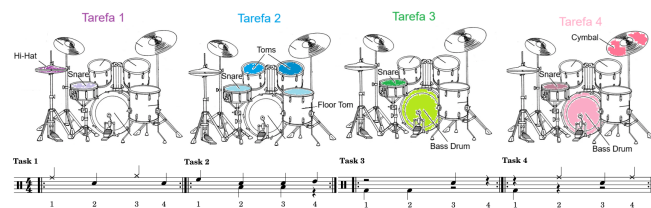


Figura 7: Exercícios rítmicos realizados pelos participantes, ilustrando os instrumentos que deveriam ser tocados em cada tarefa.

Na Figura 7 é ilustrada a partitura e o desenho da bateria, indicando quais instrumentos o participante deveria tocar em cada

tarefa. As tarefas onde os instrumentos possuem a mesma cor significam que eles deveriam ser tocados juntos. A partitura não era exibida para os participantes, o instrumento selecionado era aceso, mostrando o padrão rítmico que deveria ser tocado. Cada tarefa foi composta por um padrão rítmico simples em compasso 4/4, distribuído em quatro tempos. Os participantes precisaram tocar a sequência de instrumentos acesos e realizar os movimentos correspondentes nos instrumentos indicados. A Tarefa 1 era a alternância entre *hi-hat* e caixa (*snare*), a Tarefa 2: sequência com tons e surdo, a Tarefa 3 era uma combinação entre bumbo (*bass drum*) e caixa (*snare*) e, por último, a Tarefa 4 era a variação entre prato (*cymbal*), bumbo (*bass drum*) e caixa (*snare*).

4 RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados obtidos durante as tarefas musicais realizadas pelos participantes ao longo do experimento. Ao todo, 25 participantes interagiram com o sistema em três diferentes condições: experiência livre, não háptica e háptica. Nesta seção, serão discutidos os padrões tocados e a atenção dos participantes.

4.1 Padrões rítmicos das tarefas

A Figura 8 ilustra a frequência das colisões obtidas para todos os participantes nos instrumentos ao longo do tempo de execução. Cada linha azul vertical marca o início de uma nova tarefa (Tarefa 1 a Tarefa 4), permitindo observar os padrões de execução por segmento.

A experiência livre era para os participantes explorarem livremente o ambiente sonoro, sem instruções específicas. Nesse contexto, os instrumentos *snare* e *toms* foram amplamente utilizados, enquanto o *bass drum* permaneceu sem interação, reforçando a ideia de que seu uso não foi muito explorado pelos participantes. Por outro lado, nota-se que, tanto na condição de experiência com o feedback háptico quanto sem experiência háptica, os participantes demonstraram comportamentos semelhantes. Nas Tarefas 1 e 2, as colisões ocorreram predominantemente nos instrumentos previstos na partitura, com padrões bem definidos em vermelho. Já nas Tarefas 3 e 4, observou-se uma ausência de colisões consistentes no *bass drum* (instrumento que depende de acionamento via pedal eletrônico) sugerindo possível dificuldade de execução, seja pelo andamento mais acelerado de andante (76 BPM) na Tarefa 3 e moderato (108 BPM) na Tarefa 4. Ou pela necessidade de operar dois pedais simultaneamente, *hi-hat* (prato) e *bass drum* (bumbo). Houve uma ausência de colisões consistentes no *bass drum*.

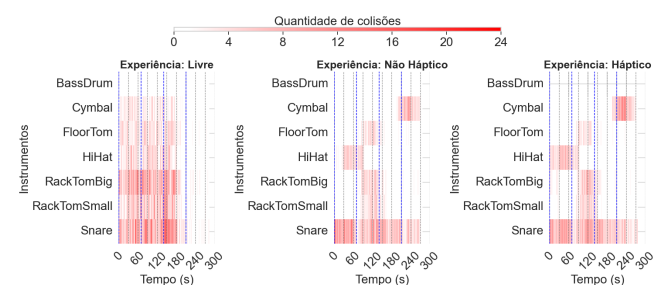


Figura 8: Frequência das colisões dos instrumentos

4.2 Análise dos níveis de atenção

Para a análise da atenção durante o experimento, foi utilizado um algoritmo que requer no mínimo 200 pontos amostrais para estimar o valor de atenção em um instante de tempo que irá depender da taxa de amostragem. Como os participantes foram registrados com diferentes taxas de amostragem, o tempo de janela correspondente a esses 200 pontos variou proporcionalmente entre indivíduos. Por exemplo, com uma taxa de 1000 Hz, os 200 pontos equivalem a 200 milissegundos, mas esse tempo foi recalculado individualmente para manter a consistência da análise. Ou seja, para cada participante, esse tempo foi calculado proporcionalmente a sua taxa de amostragem.

A partir dos valores calculados, cada ponto foi associado ao seu tempo de ocorrência, permitindo a construção de um mapa de calor representando a densidade acumulada dos níveis de atenção ao longo do experimento, como ilustrado na Figura 9. A análise foi conduzida considerando somente os valores acima de 55%, definidos como limiar de referência conforme estabelecido por [20], uma vez que níveis inferiores de atenção ocorrem com alta frequência e não fornecem indicação informativa de engajamento cognitivo.

Observa-se na Figura 9 que a experiência não háptica apresentou níveis elevados de atenção durante a maior parte do tempo, sugerindo maior consistência cognitiva frente à ausência de estímulo tátil. Já nas experiências livre e háptica, a atenção elevada foi registrada sobretudo no início da tarefa, com tendência de dispersão ao longo do tempo.

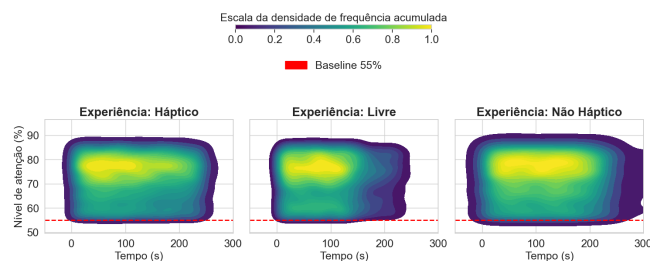


Figura 9: Densidade acumulada dos níveis de atenção da experiência do participante durante o experimento.

Essa observação da consistência da atenção na experiência não háptica é relevante quando contextualizada nos estudos de neurociência cognitiva em ambientes virtuais para monitorar estados mentais, como o foco atencional. Trabalhos como os de Amaral et al. [2] utilizam o potencial P300 (uma assinatura neural bem conhecida dos processos atencionais) para classificar com sucesso a atenção conjunta em VR. Assim, a flutuação observada neste estudo reflete a sensibilidade do foco atencional em resposta a estímulos em um ambiente imersivo dinâmico.

A tendência de dispersão na atenção observada nas condições livre e háptica, em contraste com a maior consistência da condição não háptica, levanta a hipótese de que a inclusão do estímulo vibratório extra nas baquetas pode ter imposto uma carga cognitiva adicional no participante. De acordo com a Teoria da Carga Cognitiva (TCC) [21], a capacidade da memória de trabalho é limitada. Se um estímulo tátil, como o feedback háptico, não é essencial para

a resolução da tarefa motora principal (tocar bateria), ele pode ser processado como informação irrelevante ou distratora, consumindo recursos cognitivos que seriam dedicados à manutenção do foco, o que será analisado em detalhes na Seção 5.

4.3 Análise exploratória

Esta seção apresenta uma análise exploratória dos dados registrados durante aproximadamente cinco minutos de experimento, apenas com as experiências **Háptica** e **Não Háptica**, com o objetivo de investigar padrões de atenção ao longo do tempo. A experiência livre não será usada nesse contexto. A Tabela 1 apresenta a distribuição dos pontos em três faixas de atenção, baixa, média e alta, com suas proporções relativas em relação ao total de pontos observados. A faixa responsável por 45,66% dos registros, é predominante durante o intervalo analisado, enquanto a faixa alta ocorre em apenas 18,44% dos casos.

Tabela 1: Porcentagem dos pontos por faixa de atenção ao longo do experimento (aproximadamente 5 minutos).

Faixa	Pontos	Proporção (%)
baixa	34915	45,66
média	27453	35,90
alta	14105	18,44

Além das distribuições gerais e das comparações estatísticas entre as experiências, uma análise mais integrada entre indicadores pode revelar sutilezas importantes sobre o padrão atencional dos participantes. Foi explorada a relação entre o tempo médio de ativação (o tempo que representa o intervalo até que a proporção do valor da atenção ocorra novamente conforme a faixa) e o tempo total de permanência dentro dessa mesma faixa. Essa comparação permite investigar se há alguma dependência entre a frequência de ativação e a capacidade de manutenção da atenção em cada tipo de estímulo experimentado. A Figura 10 explora a relação entre o tempo médio de ativação e o tempo total de permanência nessa faixa, em cada tipo de experiência.

Observa-se que a curva possui um tipo de correlação não linear. Na condição háptica, analisando a faixa alta, essa relação é fraca ou inexistente. Ou seja, participantes que demoravam mais ou menos para atingir novamente a atenção alta tendiam a permanecer por tempos similares dentro dessa faixa, em torno dos 10 segundos. Isso sugere que, nesses contextos, o tempo de permanência não depende diretamente da frequência de ativação, apontando para um perfil de engajamento mais estável. Já na experiência não háptica, os dados indicam uma tendência leve e inversa, quanto menor o tempo médio de ativação, maior a permanência. Embora esse padrão seja sutil.

Note que, nas experiências com o efeito háptico, muitos participantes na faixa alta possuem seus tempos médios de ativação acima de 1s, chegando próximo de 2s ou até ultrapassando. Por outro lado, na experiência não háptica, a maioria dos participantes teve seus tempos médios de ativação menores ou iguais a 1s. Mesmo tendo alguns valores atípicos e alguns entre 1s a 2s. Pode-se estudar futuramente exercícios em que a bateria virtual ajude no engajamento, aumentando o tempo de permanência dos participantes na faixa alta.

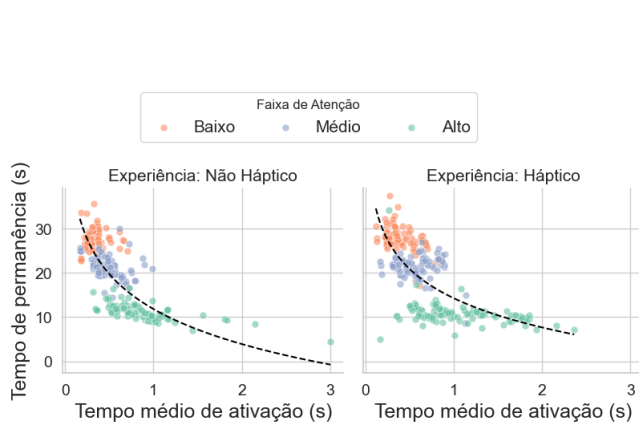


Figura 10: Associação entre tempo médio de ativação e tempo de permanência.

Nas faixas baixa e média, há uma relação de quanto menor o tempo médio de ativação, maior é o tempo de permanência do participante nesses níveis. O que já era esperado, pelo fato desses valores ocorrerem com uma maior frequência. Esses achados reforçam que o experimento utilizado não foi desenhado com foco específico em induzir a atenção ou estados cognitivos mais elevados. Aqui, o objetivo foi mapear padrões espontâneos de ativação e permanência ao longo do tempo em condições dinâmicas e mais naturais. Portanto, de acordo com a Teoria da Carga Cognitiva (TCC) [21], o feedback háptico não é essencial para a resolução da tarefa motora principal (tocar bateria) sendo processado como uma informação distratora, consumindo recursos cognitivos que seriam dedicados à manutenção do foco.

A Figura 11 apresenta um gráfico da atenção média por segundo, segmentada por faixas de atenção e tipo de experiência com ou sem o feedback háptico. Essa visualização permite observar como os participantes distribuíram seus níveis de atenção ao longo do tempo. As tarefas foram delimitadas por linhas verticais pretas (Tarefa 1, 2, 3, 4 e Fim), permitindo acompanhar a dinâmica atencional em cada etapa do experimento.

Observa-se que, em média, os participantes mantiveram padrões relativamente estáveis de atenção a cada segundo, o que foi constatado nas figuras exibidas e testes estatísticos. No entanto, ao final do experimento, nota-se uma leve variação nas faixas, analisando a faixa alta de nosso interesse, esse grupo apresentou maior variabilidade nos valores no final do experimento.

4.4 Análise dos ciclos de ativação da atenção

A atenção humana tende a oscilar em ciclos, e não é sustentada continuamente [9]. Com base nos valores de atenção calculados a cada instante de tempo pelo algoritmo proposto por [20], e considerando a taxa de amostragem individual de cada participante (que define o intervalo necessário para obter 200 pontos amostrais), foi possível reconstruir a curva temporal de engajamento cognitivo com alta precisão.

Para facilitar a interpretação dos dados, os valores de atenção foram agrupados em três faixas: baixa (0–45%), média (46–74%) e

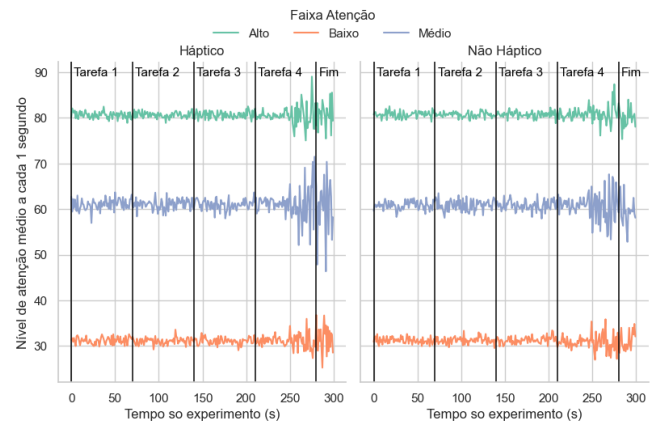


Figura 11: Análise temporal das faixas de atenção por experiência

alta (75–100%). Essa categorização visa evidenciar padrões descritos na literatura, segundo os quais o pico de atenção costuma ocorrer entre 1 e 2 segundos após o início de estímulos ou transições cognitivas relevantes [9].

Os resultados obtidos estão apresentados na Figura 12 são das experiências **Háptica** e **Não Háptica** e evidenciam que os tempos de ativação registrados no experimento correspondem com esse padrão teórico, validando o desempenho do algoritmo utilizado. Em especial, destaca-se a faixa alta, que corresponde aos picos de atenção mais intensos e será o foco principal da nossa análise. Observou-se que a média do tempo de ativação para cada faixa, quando distribuída ao longo dos minutos do experimento, permaneceu relativamente estável, o que é relevante, pois ciclos de ativação muito espaçados podem indicar dificuldades de concentração ou desengajamento com a tarefa. As faixas baixa e média apresentaram tempos de ativação menores, mas isso é esperado, dado que essas condições ocorrem com alta frequência durante o experimento, muitas vezes de forma contínua, e não refletem necessariamente um momento de foco intenso.

Observando a distribuição dos tempos de ativação por faixa de atenção na Figura 13, nota-se que os valores médios permanecem relativamente estáveis ao longo do experimento. No entanto, uma tendência sutil se destaca: a experiência háptica apresenta uma média e dispersão maior dos valores, especialmente na faixa alta de atenção, sugerindo uma maior variabilidade de engajamento ao longo do tempo. Apesar disso, as médias das experiências permanecem próximas em todas as faixas, com diferença mais visível no nível alto, onde a condição háptica apresenta valores médios superiores em comparação a experiência não háptica. O que significa que o efeito háptico causou um pouco de desatenção nos participantes, mesmo nas tarefas com execução mais lentas como as Tarefas 1 e 2 apresentadas na Figura 7. Mas veja que esses valores não são tão distantes, ou seja, o comportamento médio foi parecido, tendo um pouco de desatenção na experiência com feedback háptico.

Essa observação motivou a realização do teste de Wilcoxon [19], para identificar se as medianas das experiências se diferenciavam

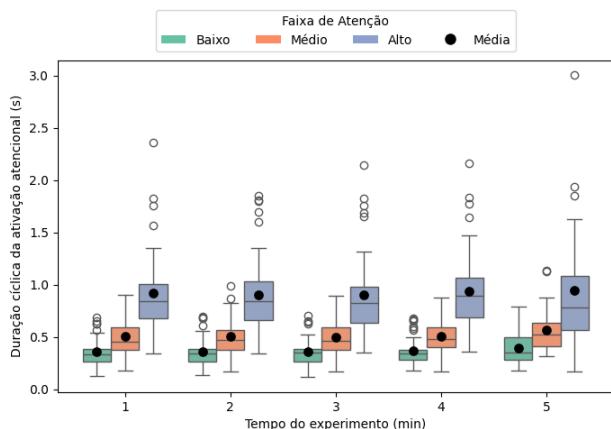


Figura 12: Distribuição geral da experiência com e sem feedback háptico da duração cíclica atencional de acordo com cada faixa de atenção.

estatisticamente em relação aos níveis de atenção. O resultado mostrou que não houve diferença estatisticamente significativa entre as experiências com ou sem feedback háptico. Essa observação é coerente com a Figura 13, onde se nota que as medianas dos dois grupos ao longo do tempo são relativamente próximas, independente da faixa, tendo em alguns casos momentos em que a dispersão é maior. A Tabela 2 complementa essa análise ao mostrar os p-valores por minuto, reforçando a estatística entre as condições.

Tabela 2: Teste de Wilcoxon comparando a mediana das experiências com e sem feedback háptico para a duração cíclica atencional, com os p-valores e estatísticas por minuto e faixa de atenção.

Minuto	P-valor (Estatística de teste)		
	baixa	média	alta
1	0,2768 (111,0)	0,0944 (83,0)	0,3029 (113,0)
2	0,1780 (102,0)	0,1280 (96,0)	0,2405 (108,0)
3	0,4061 (120,0)	0,1140 (94,0)	0,3165 (114,0)
4	0,1207 (78,0)	0,1055 (76,0)	0,1129 (77,0)
5	0,8926 (43,0)	0,3054 (30,0)	0,0942 (21,0)

4.5 Estimativa do tempo de permanência em cada faixa de atenção

Para estimar o tempo em que cada participante permaneceu em cada faixa de atenção durante o experimento, foi utilizada a proporção de pontos registrados em cada categoria (baixa, média e alta) para cada minuto, ajustada conforme a taxa de amostragem individual. Isso somente considerando as experiências com e sem feedback háptico. Com base nessa proporção, foi aplicada uma regra de três considerando o tempo de 60 segundos que foi usado para separar as proporções de cada indivíduo, estimando a duração de permanência em segundos para cada faixa, por indivíduo e por experiência.

A Figura 14 apresenta a distribuição dos tempos de permanência por faixa de atenção ao longo de aproximadamente cinco minutos de experimento, com as duas experiências. De forma geral, as

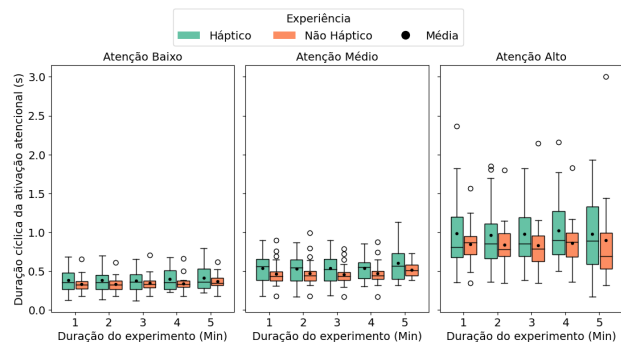


Figura 13: Distribuição geral das experiências com e sem feedback háptico da duração cíclica atencional de acordo com a experiência

distribuições mantêm-se relativamente estáveis com ambas as experiências, com médias pouco variantes ao longo do tempo, o que sugere uma homogeneidade entre as condições. As médias ao longo do tempo também se mantiveram aparentemente estáveis neste contexto geral.

A Figura 15 mostra a distribuição dos tempos de permanência por faixa de atenção em cada experiência. Em cada experiência, foi visto que não houve uma diferença tanto nas distribuições quanto nas médias de permanência dos participantes em cada faixa de atenção, não demonstrando tendências crescentes ou decrescentes. Há uma pequena diferença somente no último minuto, tendo as distribuições com uma dispersão e média levemente superiores comparadas aos tempos anteriores.

A Tabela 3 mostra os resultados do teste de Wilcoxon para cada faixa, evidenciando que não houve diferenças significativas entre as experiências em praticamente nenhum minuto. A única exceção ocorreu na faixa baixa no terceiro minuto ($p = 0,0340$), mas esse resultado isolado não altera o padrão geral observado. Com isso, o foco interpretativo permanece centrado na faixa alta de atenção, que representa os momentos de maior engajamento cognitivo.

Tabela 3: Teste de Wilcoxon comparando a mediana das experiências com e sem feedback háptico segundo os p-valores e estatísticas de teste por minuto e faixa de atenção.

Minuto	P-valor (Estatística de teste)		
	baixa	média	alta
1	0,4559 (123,0)	0,5457 (128,0)	0,8774 (144,0)
2	0,6431 (133,0)	0,8115 (141,0)	0,9515 (136,0)
3	0,0340 (76,0)	0,2897 (112,0)	0,2643 (110,0)
4	0,8987 (122,0)	0,9746 (125,0)	0,7990 (118,0)
5	0,1272 (23,0)	0,6848 (39,0)	0,0803 (20,0)

5 DISCUSSÃO

De forma geral, os resultados obtidos corroboram a premissa de que a atenção se comporta de maneira cíclica e não sustentada. Os

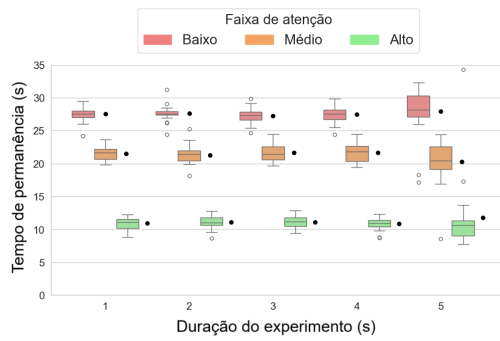


Figura 14: Distribuição geral das experiências com e sem feedback háptico do tempo de permanência nas faixas de atenção ao longo do experimento.

picos de engajamento cognitivo estavam concentrados nos minutos iniciais do experimento em todas as experiências (livre, háptica e não háptica) como foi visto na Figura 9. Isso coincide com os dois primeiros exercícios, que exigiam a execução mais lenta com largo (40 BPM), adagio (66 BPM). Mesmo tendo um aumento na quantidade de instrumentos de uma tarefa para a outra, especialmente o segundo exercício, que incluía quatro instrumentos e execução simultânea de *Snare* e *Floor Tom*.

Já os dois últimos exercícios, apesar de incluírem o *Bass Drum*, mostraram baixa frequência de colisões, e apresentaram menor nível de atenção sustentada, especialmente com feedback háptico. Isso pode ser pelo fato de que os exercícios tinham velocidades de execução crescentes. Nas Tarefas 3 e 4, o andamento aumentava de adágio (76 BPM) para moderado (108 BPM). Notou-se que os tempos médios de ativação coincidiram com a literatura. A faixa alta apresentou médias e dispersões superiores na experiência háptica, e não foi encontrada nenhuma diferença estatística na Tabela 2.

Ao analisar a relação entre o tempo médio de ativação e o tempo total de permanência em uma faixa, os resultados mostram que o tempo que o participante demora a atingir novamente o estado de atenção alta não necessariamente influencia no aumento da sua permanência nesse estado. Essa dissociação foi especialmente clara na experiência háptica, na não háptica, houve uma tendência sutil em que menor tempo de ativação se associou a maior permanência, mas sem impacto robusto. E o nível médio por segundo em cada faixa ao longo do tempo se manteve estável, tendo uma variabilidade maior no final do experimento.

No entanto, o experimento se destaca por permitir observar padrões espontâneos de engajamento, revelando como a estrutura musical, a complexidade da tarefa e os aspectos técnicos influenciam diretamente a atenção dos participantes em ambientes criativos e dinâmicos. Ainda assim, o experimento se demonstra valioso por possibilitar o mapeamento de padrões espontâneos de engajamento em um ambiente musical dinâmico, revelando como a estrutura rítmica, a complexidade das tarefas e fatores técnicos podem influenciar diretamente a atenção dos participantes em contextos criativos e mais naturais.

As descobertas deste estudo de viabilidade têm implicações práticas significativas para o desenvolvimento de neurotecnologias

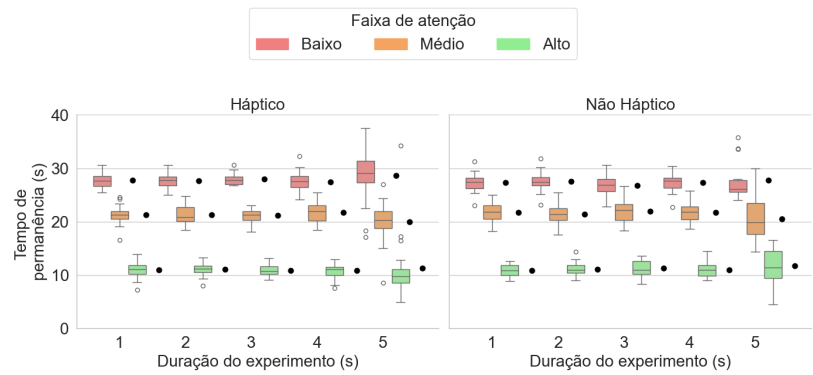


Figura 15: Distribuição geral do tempo de permanência nas faixas de atenção ao longo do experimento em cada experiência.

aplicadas. O monitoramento contínuo da flutuação da atenção, sensível à complexidade rítmica e motora da tarefa, estabelece a base para a criação de Interfaces Cérebro-Computador (BCI) Passivas adaptativas. No contexto de ferramentas educacionais, este sistema poderia ser integrado em ambientes de treinamento musical imersivo para ajustar dinamicamente a dificuldade da partitura ou a velocidade do andamento, prevenindo a sobrecarga da memória de trabalho e otimizando a aquisição de *schemas* (aprendizagem), conforme sugerido pela Teoria da Carga Cognitiva [21].

Em intervenções terapêuticas, o sistema pode ser adaptado para o treinamento de foco atencional em populações neurodivergentes. Assim como demonstrado em estudos que utilizam BCI baseada em P300 para a classificação de atenção conjunta em Realidade Virtual (VR) [2], a bateria virtual poderia ser utilizada em protocolos clínicos para treinar habilidades de atenção conjunta através de *cues* musicais. Ademais, o mapeamento do engajamento cognitivo em tempo real viabiliza o uso do ambiente como um sistema de *gaming* no Metaverso Musical (MM), onde o feedback multissensorial (visual e auditivo) se ajustaria automaticamente ao estado mental do usuário para maximizar a imersão e o engajamento sustentado [24].

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho confirmou que a atenção durante tarefas musicais ocorre de forma cíclica e espontânea. O efeito háptico aplicado às baquetas não provocou alterações significativas na duração da atenção sustentada, embora tenha contribuído para uma maior variabilidade nas faixas de atenção, especialmente a alta. A dissociação entre tempo de ativação e tempo de permanência reforça que o engajamento atencional não segue um padrão linear, especialmente em ambientes criativos e sensoriais como os propostos.

A análise combinada dos indicadores temporais oferece uma nova perspectiva para compreender a atenção em contextos imersivos, revelando que o foco dos participantes emerge mais pela estrutura rítmica e complexidade motora do que pelos estímulos táteis aplicados. O mapeamento dos padrões espontâneos de atenção consolida a bateria virtual como uma ferramenta promissora para estudos cognitivos não invasivos.

Como trabalhos futuros, é imperativo que a metodologia seja expandida para aumentar a robustez e a generalização dos achados, começando pela ampliação do tamanho e diversidade da amostra de participantes. Em termos de avaliação de atenção, sugere-se a introdução de complexidade de tarefa adaptativa, ajustando o ritmo e a dificuldade dos exercícios rítmicos com base no desempenho atencional do participante.

Essa abordagem dinâmica é alinhada com a literatura sobre sistemas de treinamento de atenção baseados em Interface Cérebro-Computador (BCI), que demonstram eficácia na redução de sintomas de desatenção e hiperatividade/impulsividade ao adaptar o gameplay à atividade cerebral do usuário, como o sistema BCI para crianças com TDAH [18]. Adicionalmente, explorar diferentes configurações de feedback háptico, variando a intensidade, frequência e padrões de vibração, buscando revelar efeitos mais nuançados e inspirados em estudos sobre a resposta fisiológica à estimulação Vibroacústica (VAT) [5].

Metodologicamente, estudos subsequentes devem incluir a coleta de feedback qualitativo dos participantes (via questionários ou entrevistas). Por fim, a pesquisa deve se estender para investigar a dinâmica atencional a longo prazo por meio de estudos longitudinais, além de introduzir medidas para controle de fadiga, como pausas ou escalas de autorrelato, a fim de garantir que as flutuações de atenção não sejam influenciadas pelo esgotamento físico ou mental [2]. E estudar o relaxamento dos usuários com outro sensor de eletrocardiograma, analisando os picos R do complexo QRS e o comportamento dos ciclos respiratórios.

7 AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, CAPES, CAPES Print, FAPERJ, INCT-MACC, INCT-ICONIoT e FINEP.

REFERÊNCIAS

- [1] Afsha Imran Akkalkot, Sanju Mahawar, Kali Charan Modak, Prateek Srivastava, Navruzbek Shavkatov, and Joshua Arockia Dhanraj. 2025. Brain-Computer Interface-Based Real-Time Movement Control for Virtual Learning Environments. In *Concepts and Applications of Brain-Computer Interfaces*. IGI Global Scientific Publishing, 417–432.
- [2] Carlos P Amaral, Marco A Simões, Susana Mougá, João Andrade, and Miguel Castelo-Branco. 2017. A novel brain computer interface for classification of social joint attention in autism and comparison of 3 experimental setups: a feasibility study. *Journal of neuroscience methods* 290 (2017), 105–115.
- [3] Vijay Anant Athavale, Nasiba Sherkuzyeva, Muntadher Abed Hussein, Israa Abed Jawad, Shyamasundar Tripathy, and S Vijaya Kumar. 2025. Real-Time Student Engagement Through Brain-Computer Interface-Controlled Tools. In *Concepts and Applications of Brain-Computer Interfaces*. IGI Global Scientific Publishing, 355–368.
- [4] D. Batista, H. Plácido da Silva, A. Fred, C. Moreira, M. Reis, and H. A. Ferreira. 2019. Benchmarking of the Bitalino biomedical toolkit against an established gold standard. *Healthcare Technology Letters* 6, 2 (2019), 32–36. <https://doi.org/10.1049/htl.2018.5037>
- [5] Filippo Cavallo, Erika Rovini, Cristina Dolciotti, Lorenzo Radi, Riccardo Della Ragione, Paolo Bongioanni, and Laura Fiorini. 2020. Physiological response to Vibro-Acoustic stimulation in healthy subjects: A preliminary study. In *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. IEEE, 5921–5924.
- [6] P. Comon. 1994. Independent Component Analysis, A new concept? *Signal Processing* 36, 3 (1994), 287–314.
- [7] Ary L. Goldberger, Luis A. N. Amaral, Leon Glass, Jeffrey M. Hausdorff, Plamen Ch. Ivanov, Roger G. Mark, Joseph E. Mietus, George B. Moody, Chung-Kang Peng, and H. Eugene Stanley. 2000. PhysioBank, PhysioToolkit e PhysioNet: Componentes de um novo recurso de pesquisa para sinais fisiológicos complexos. *Circulação [Online]* 101, 23 (2000), e215–e220. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.e215>
- [8] R.C. Gonzalez and R.E. Woods. 2009. *Processamento Digital De Imagens*. ADDISON WESLEY BRA. <https://books.google.com.br/books?id=r5f0RgAACAAJ>
- [9] R. Hassan, M. S. Hasan, J. Hasan, M. R. Jamader, D. Eisenberg, and T. Pias. 2020. Machine learning based human attention recognition from brain-EEG signals. (2020).
- [10] E. M. Imah, E. S. Dewi, and I. G. P. A. Buditjahjanto. 2021. A Comparative Analysis of Machine Learning Methods for Joint Attention Classification in Autism Spectrum Disorder Using Electroencephalography Brain Computer Interface. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems* 14, 3 (2021).
- [11] Herbert Jasper. 1958. The ten-twenty electrode system of the International Federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 10 (1958), 371–375.
- [12] George H Klem. 1999. The ten-twenty electrode system of the international federation. The international federation of clinical neurophysiology. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl.* 52 (1999), 3–6.
- [13] Mikaela Leandertz and Esa Ala-Ruona. 2024. Multimodal vibroacoustic music therapy for functional neurological disorder: The MTFUND clinical protocol and initial impressions from multiple perspectives. *Approaches: An Interdisciplinary Journal of Music Therapy* (2024).
- [14] Stéphane Mallat. 2008. *A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way* (3rd ed.). Academic Press.
- [15] Anthony M Norcia, L Gregory Appelbaum, Justin M Ales, Benoit R Cottareau, and Bruno Rossion. 2015. The steady-state visual evoked potential in vision research: A review. *Journal of vision* 15, 6 (2015), 4–4.
- [16] Marko Punkanen, Marjo Nyberg, and Tiinapriitta Savela. 2017. Vibroacoustic Therapy in the treatment of developmental trauma: Developing safety through vibrations. *Music and Medicine* 9, 3 (2017), 198–201.
- [17] R. Ramos, B. Valdez-Salas, R. Zlatev, M. S. Wiener, and J. M. B. Rull. 2017. The discrete wavelet transform and its application for noise removal in localized corrosion measurements. *International Journal of Corrosion* 2017 (2017). <https://doi.org/10.1155/2017/7925404>
- [18] Muhammad Zain Raza, Muhammad Omais, Hafiz Muhammad Ehsan Arshad, Musab Maqsood, and Ali Ahmad Nadeem. 2025. Effectiveness of brain-computer interface (BCI)-based attention training game system for symptom reduction, behavioral enhancement, and brain function modulation in children with ADHD: A systematic review and single-arm meta-analysis. *NeuroRegulation* 12, 1 (2025), 51–51.
- [19] Denise Rey and Markus Neuhäuser. 2011. Wilcoxon-signed-rank test. In *International encyclopedia of statistical science*. Springer, 1658–1659.
- [20] Carla Estefany Caetano Silva, Daniela Gorski Trevisan, and Débora Christina Muchaluat Saade. 2025. Análise de Sinais Cerebrais para Detecção de Níveis de Atenção em Jogos Digitais. In *Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde (SBCAS)*. SBC, 557–568.
- [21] John Sweller. 1988. Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive science* 12, 2 (1988), 257–285.
- [22] Muhammad Usman Tariq. 2025. Revolutionizing Communication: EEG-Based Brain-Computer Interface for Speech and Mood Detection. In *Rural Social Entrepreneurship Development: Network-Based Manufacturing System Model*. IGI Global Scientific Publishing, 237–264.
- [23] Christopher Torrence and Gilbert P. Compo. 1998. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society* 79, 1 (1998), 61–78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079<0061:APGTWA>2.0.CO;2)
- [24] Luca Turchet. 2023. Musical Metaverse: vision, opportunities, and challenges. *Personal and Ubiquitous Computing* 27, 5 (2023), 1811–1827.
- [25] Rômulo Vieira, Débora C Muchaluat-Saade, and Pablo César. 2023. Towards an internet of multisensory, multimedia and musical things (Io3MT) environment. In *2023 4th International Symposium on the Internet of Sounds*. IEEE, 1–10.
- [26] Rômulo Vieira, Shu Wei, Thomas Röggla, Débora C. Muchaluat-Saade, and Pablo César. 2024. Immersive Io3MT Environments: Design Guidelines, Use Cases and Future Directions. In *2024 IEEE 5th International Symposium on the Internet of Sounds (IS2)*. 1–10. <https://doi.org/10.1109/IS262782.2024.10704141>
- [27] Zdeněk Vilímek, Jiří Kantor, and Jana Kořínková. 2021. The impact of vibroacoustic therapy on subjective perception of university students—mixed design pilot study. *Univers. J. Educ. Res* 9 (2021), 1409–1420.
- [28] Shraddha N Zanjat, Vishwajit Barbudhe, and Bhavana S Karmore. 2025. Cognitive Enhancement Through Direct Brain-Computer Interaction. In *Neural Network Technologies and Brain-Computer Interfaces: Innovations and Applications*. IGI Global Scientific Publishing, 303–326.
- [29] Dalin Zhang, Lina Yao, Xiang Zhang, Sen Wang, Weitong Chen, Robert Boots, and Boualem Benatallah. 2018. Cascade and parallel convolutional recurrent neural networks on EEG-based intention recognition for brain computer interface. In *Proceedings of the aaai conference on artificial intelligence*, Vol. 32.
- [30] Igor Zyma, Sergii Tukaev, Ivan Seleznev, Ken Kiyono, Anton Popov, Mariia Chernykh, and Oleksii Shpenkov. 2019. Electroencephalograms during Mental Arithmetic Task Performance. *Data* 4, 1 (2019). <https://doi.org/10.3390/data4010014>