

Teste de Desempenho Contínuo Orientado por Visão Computacional

Continuous Performance Testing Guided by Computer Vision.

Amanda de Oliveira Costa { amanda.costa47@fatec.sp.gov.br }

Arthur Ribeiro Dias Fudali { arthur.fudali@fatec.sp.gov.br }

Diego Baltazar de Souza Claudio { diego.claudio@fatec.sp.gov.br }

Giovana da Silva Albanês Santos { giovana.santos30@fatec.sp.gov.br }

Igor Leite Gomes { igor.gomes4@fatec.sp.gov.br }

RESUMO

O Transtorno de Déficit de Atenção (TDA) é uma condição neuropsicológica que pode afetar significativamente o desempenho de adultos em diversas esferas da vida, como trabalho, estudos e relações interpessoais. O diagnóstico tradicional envolve avaliações clínicas e testes padronizados, os quais nem sempre estão disponíveis de forma acessível ou apresentam dados objetivos suficientes para um rastreio inicial eficaz. Este estudo propõe uma abordagem tecnológica que integra uma plataforma digital gamificada, baseada no Teste de Desempenho Contínuo (TDC), com técnicas de rastreamento ocular em tempo real. A proposta tem como objetivo identificar possíveis indícios de TDA em adultos por meio da análise de desempenho atencional durante a execução de tarefas gamificadas. O sistema registra dados como tempo de reação, erros de omissão e comissão, variabilidade nas respostas e padrões de fixação ocular, os quais são processados automaticamente. Com base na comparação com bases de dados normativas, o sistema fornece um feedback interpretativo ao usuário, podendo contribuir como ferramenta complementar de triagem inicial. A acessibilidade da plataforma, que roda diretamente no navegador, e seu caráter lúdico e autônomo tornam a solução promissora para ampliar o acesso ao rastreamento precoce de indícios do transtorno. A proposta está alinhada ao terceiro Objetivo de Desenvolvimento Sustentável (ODS) da Agenda 2030 da ONU, que visa garantir saúde e bem-estar para todas as pessoas, promovendo inovações tecnológicas para uma saúde mais inclusiva, eficiente e orientada por dados objetivos.

PALAVRAS-CHAVE: TDA; atenção; rastreamento ocular; gamificação; ODS 3.

ABSTRACT

Attention Deficit Disorder (ADD) is a neuropsychological condition that can significantly affect adults' performance in various areas of life, such as work, studies, and interpersonal relationships. Traditional diagnosis involves clinical evaluations and standardized tests, which are not always accessible or provide sufficient objective data for effective initial screening. This study proposes a technological approach that integrates a gamified digital platform, based on the Continuous Performance Test (CPT), with real-time eye tracking techniques. The proposal aims to identify possible signs of ADD in adults by analyzing attentional performance during the execution of gamified tasks. The system records data such as reaction time, omission and commission errors, response variability, and eye fixation patterns, which are processed automatically. Based on comparison with normative databases, the system provides interpretative feedback to the user, and can contribute as a complementary tool for initial screening. The accessibility of the platform, which runs directly in the browser, and its playful and autonomous nature make it a promising solution for expanding access to early screening for signs of the disorder. The proposal is aligned with the third Sustainable Development Goal (SDG) of the UN 2030 Agenda, which aims to ensure health and well-being for all people, promoting technological innovations for more inclusive, efficient health care guided by objective data.

KEYWORDS: ADHD; attention; eye tracking; gamification; SDG 3.

INTRODUÇÃO

A Organização das Nações Unidas (ONU) estabelece, por meio da Agenda 2030, metas para promover o desenvolvimento sustentável e o bem-estar global. Entre os 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), o terceiro busca garantir saúde de qualidade e promover o bem-estar para todos. Nesse contexto, este trabalho visa contribuir para essa meta ao propor uma

solução tecnológica voltada à identificação de indícios do Transtorno de Déficit de Atenção (TDA) em adultos. Nations (2015)

O TDA é uma condição neurobiológica de causas genéticas, que afeta milhões de pessoas em todo o mundo. É caracterizada por sintomas de desatenção, impulsividade, e, em alguns casos, hiperatividade, afetando significativamente o desempenho acadêmico, profissional e social dos afetados. Embora o diagnóstico clínico do TDA seja baseado tradicionalmente em entrevistas e questionários subjetivos, avanços tecnológicos têm permitido o uso de ferramentas mais robustas e quantitativas para apoiar esse processo. Saúde (2014) Entre essas ferramentas, destaca-se o *eye tracking* (do português, rastreamento ocular), esta é uma técnica que consiste em usar o posicionamento dos olhos de uma pessoa para obter informações sobre onde ela está olhando. Isso pode ser feito usando luzes infravermelhas, que calculam exatamente onde a pessoa está olhando com base nas reflexões da luz na retina, ou por meio de câmeras que monitoram visualmente a posição dos olhos e identificam sua direção.

Em ambientes controlados, o teste com *eye tracking* envolve a realização de tarefas padronizadas, nas quais o comportamento visual do participante é monitorado sem interferência direta de um moderador. Essa abordagem objetiva permite uma coleta mais confiável de dados, reduzindo o viés associado ao autorrelato e aumentando a credibilidade da análise. Além disso, a comparação dos dados obtidos com padrões normativos permite identificar desvios significativos no desempenho visual atencional, muitas vezes imperceptíveis a métodos tradicionais.

Quando aplicada em um teste diagnóstico, a técnica permite acompanhar com precisão os movimentos dos olhos de um indivíduo durante a realização de tarefas específicas, fornecendo dados objetivos e detalhados sobre onde, por quanto tempo e em que sequência uma pessoa fixa seu olhar em determinados estímulos visuais. Estudos demonstram que pessoas com TDA apresentam menor tempo de fixação e padrão visual mais disperso ao realizarem testes de desempenho, sugerindo dificuldade em manter a atenção sustentada e filtragem de estímulos irrelevantes Yoo et al. (2024).

A Inteligência Artificial (IA) surge como um campo essencial nesse contexto, voltado à criação de sistemas capazes de simular aspectos da cognição humana, como percepção, raciocínio, aprendizado e tomada de decisão. Segundo Cole (2024), a IA pode ser dividida em dois tipos: IA Forte, capaz de compreender e raciocinar de forma semelhante aos humanos; e IA Fraca, restrita à execução de tarefas específicas sem capacidade de raciocínio autônomo. O avanço dessas tecnologias, apoiado por algoritmos de aprendizagem profunda, processamento de linguagem natural e análise de dados, tem permitido desenvolver sistemas cada vez mais precisos e adaptativos.

Associada à IA, a Internet das Coisas (Internet of Things, IoT) amplia o potencial de integração tecnológica ao conectar dispositivos físicos, como sensores e equipamentos inteligentes, à internet. Essa interconexão possibilita a coleta, o compartilhamento e a análise de dados em tempo real, criando ecossistemas inteligentes baseados em computação em nuvem e comunicação entre máquinas. IEEE (2015)

O Teste de Desempenho Contínuo (TDC) é uma medida padronizada amplamente utilizada na neuropsicologia para avaliar métricas de atenção sustentada, impulsividade, tempo de resposta e variabilidade dos tempos de reação. Trata-se de uma tarefa computadorizada na qual o usuário responde e reage a estímulos apresentados sequencialmente, permitindo medidas de desempenho atencional ao longo do tempo. A atenção é um processo cognitivo complexo que envolve diferentes componentes inter-relacionados, essenciais para o desempenho em tarefas como o teste de desempenho contínuo. De forma geral, pode ser classificada em quatro tipos principais. A atenção sustentada refere-se à capacidade de manter o foco em um estímulo ou tarefa por um período prolongado, sendo fundamental para evitar erros de omissão no TDC. A atenção seletiva envolve a habilidade de

concentrar-se em informações relevantes enquanto se ignora distrações, o que influencia diretamente a precisão das respostas. A atenção alternada diz respeito à flexibilidade cognitiva para mudar o foco entre diferentes estímulos ou tarefas, demonstrando controle executivo. Por fim, a atenção dividida representa a capacidade de processar simultaneamente múltiplas fontes de informação, exigindo coordenação eficiente de recursos cognitivos. A compreensão dessas modalidades permite interpretar de forma mais abrangente as métricas obtidas no TDC. Cullum (1998)

Os *serious games* (jogos sérios) também vêm se destacando como ferramentas complementares em contextos de avaliação e reabilitação cognitiva. Esses jogos digitais, desenvolvidos com finalidades que vão além do entretenimento, oferecem ambientes interativos e imersivos que aumentam o engajamento do usuário e permitem mensurar habilidades cognitivas de forma dinâmica.

Desta forma, a integração entre eye tracking, IA e jogos sérios representa uma abordagem promissora para a triagem e o apoio diagnóstico do TDA. A análise dos dados com IA pode indicar o grau de desatenção apresentado por um indivíduo em diferentes contextos e contribuir para decisões clínicas mais embasadas. Assim, este estudo propõe o desenvolvimento de um software gamificado que utilize informações de rastreamento ocular processadas com base nas métricas do TDC, a fim de gerar um indicador do desempenho atencional geral e oferecer uma possível estimativa preliminar para o Transtorno de Déficit de Atenção.

OBJETIVO

Desenvolver uma plataforma digital gamificada, acessível por navegador, que utiliza rastreamento ocular e métricas de desempenho atencional para auxiliar na triagem inicial de indícios do TDA em crianças de 10 a 12 anos.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Integrar o TDC a um jogo digital com tarefas que simulam desafios atencionais.
- Aplicar técnicas de *eye tracking* em tempo real para registrar padrões de atenção durante a execução das tarefas.
- Processar automaticamente os dados coletados e compará-los com parâmetros normativos para gerar feedback ao usuário.
- Promover uma solução acessível, autônoma e alinhada ao ODS 3 da ONU, que amplie o acesso à triagem inicial de TDA.

ESTADO DA ARTE

O diagnóstico do TDA em adultos continua sendo um desafio clínico significativo. Tradicionalmente, o processo diagnóstico baseia-se em entrevistas e testes clínicos, autorrelato e relatos de informantes, instrumentos que, embora úteis, podem ser afetados por viés retrospectivo, subjetividade do paciente, e simulação dos testes, resultando em casos de falsos positivos ou negativos. Dessa forma, o interesse por abordagens objetivas e tecnologicamente assistidas, que combinem dados neuropsicológicos e comportamentais com técnicas de análises automatizadas, aumentou. Estudos recentes têm investigado o uso de jogos digitais sérios como ferramentas de avaliação e treinamento cognitivo, com foco na atenção contínua. Nascimento e Menezes (2020) exploraram a relação entre a prática regular de videogames e o desempenho em atenção sustentada, avaliado pelo *Connors' Continuous Performance Test II* (CPT II), uma versão amplamente utilizada do TDC. Embora não tenham encontrado diferenças de performance entre jogadores de videogames de ação, não ação e não

jogadores, os autores identificaram o sexo como uma variável relevante, pois notaram diferença entre tempo de reação e número de erros. O estudo destaca a complexidade das interações entre fatores individuais e experiências digitais, sugerindo que a aplicação de jogos, mesmo quando classificados como serious games, precisam de cuidados na metodologia e no controle de variáveis, com o fim de evitar interferências no desempenho atencional.

Nesse contexto, Elbaum et al. (2020) exploraram o potencial diagnóstico da integração entre o *MOXO-dCPT* (um TDC com fases estruturadas de distrações auditivas e visuais) e dados de eye tracking. O estudo contou com uma amostra de 85 adultos (43 com diagnóstico formal de TDAH e 42 controles saudáveis) e analisou o padrão de atenção visual ao longo de diferentes partes do teste. Os resultados demonstraram que indivíduos com TDAH apresentaram maior tempo de fixação em áreas irrelevantes da tela, particularmente em condições com distrações visuais, o que os autores interpretaram como uma medida direta de distratibilidade atencional objetiva. Essa métrica comportamental demonstrou maior poder discriminativo em comparação às melhores pontuações tradicionais do *MOXO*. Além disso, os autores propuseram que as partes do teste com distrações visuais poderiam ser utilizadas isoladamente, reduzindo o tempo do teste e mantendo a precisão.

Avançando nesse campo, Wiebe et al. (2024) criaram uma solução diagnóstica que envolve um ambiente de realidade virtual (VR), onde os participantes realizavam um teste de desempenho imersivo sob a ocorrência de distrações simuladas em um ambiente 3D. Durante a tarefa, foram coletados dados simultâneos de eye tracking, movimentos da cabeça, eletroencefalograma (EEG) e desempenho atencional. O modelo de IA (inteligência Artificial) foi treinado em um conjunto de 50 participantes e testado de forma independente em outro conjunto de 36 indivíduos. O modelo final, com apenas 11 variáveis selecionadas, alcançou 81% de acurácia, 78% de sensibilidade e 83% de especificidade no conjunto de teste.

Os estudos indicam que a utilização de tecnologias de rastreamento ocular, tarefas cognitivas com análises embasadas dos dados representam um avanço significativo em relação aos métodos tradicionais de diagnóstico. O uso de *serious games* para coleta de dados de desempenho também é eficaz, como mostra o trabalho de Nascimento e Menezes. O trabalho de Elbaum et al. (2020). oferece um modelo aplicável e eficiente ao integrar eye tracking em um teste comercial já existente, o estudo de Wiebe et al. (2024). diferencia a proposta ao incorporar realidade virtual, aprendizado de máquina e validação externa em amostras independentes. Juntos, os estudos reforçam a ideia de que sistemas digitais automatizados podem melhorar a precisão diagnóstica do TDAH em adultos.

METODOLOGIA

A *landing page* do projeto foi desenvolvida em *HTML*, responsável pela estrutura do conteúdo, *CSS*, utilizado para o estilo visual, e *JavaScript*, empregado na implementação da interatividade e do dinamismo da navegação. O sistema de rastreamento ocular foi implementado em *JavaScript*, utilizando a biblioteca *WebGazer.js*, que contém um modelo capaz de se autocalibrar ao observar a interação dos visitantes com a página, treinando um mapeamento entre as características do olhar e as posições na tela (Papoutsaki et al., 2016). O tratamento das coordenadas oculares recebidas do *frontend* foi realizado em *JavaScript*, com o uso do *Node.js* e do *Socket.IO*, possibilitando a comunicação em tempo real com o *frontend*, uma vez que depende das coordenadas enviadas por ele. Essa parte do *backend* é responsável por analisar as métricas TDC (acertos e erros), dados que serão utilizados para compor o feedback individual de cada usuário. No *backend*, a biblioteca *serialport* gerencia a comunicação serial pela porta COM (*Windows*), enviando comandos ao dispositivo *IoT* e recebendo eventos, integrados ao *frontend* em tempo real via *Socket.IO*. Por fim, o jogo *web* foi desenvolvido em *TypeScript*, utilizando o *framework* *Next.js*, o que proporcionou um código mais

robusto, organizado e uma experiência de uso moderna e fluida.

A metodologia fundamenta-se na aplicação adaptada do TDC. A principal diferença do presente trabalho está na integração do teste com o rastreamento ocular em tempo real, permitindo a coleta de dados visuais complementares durante a execução das tarefas.

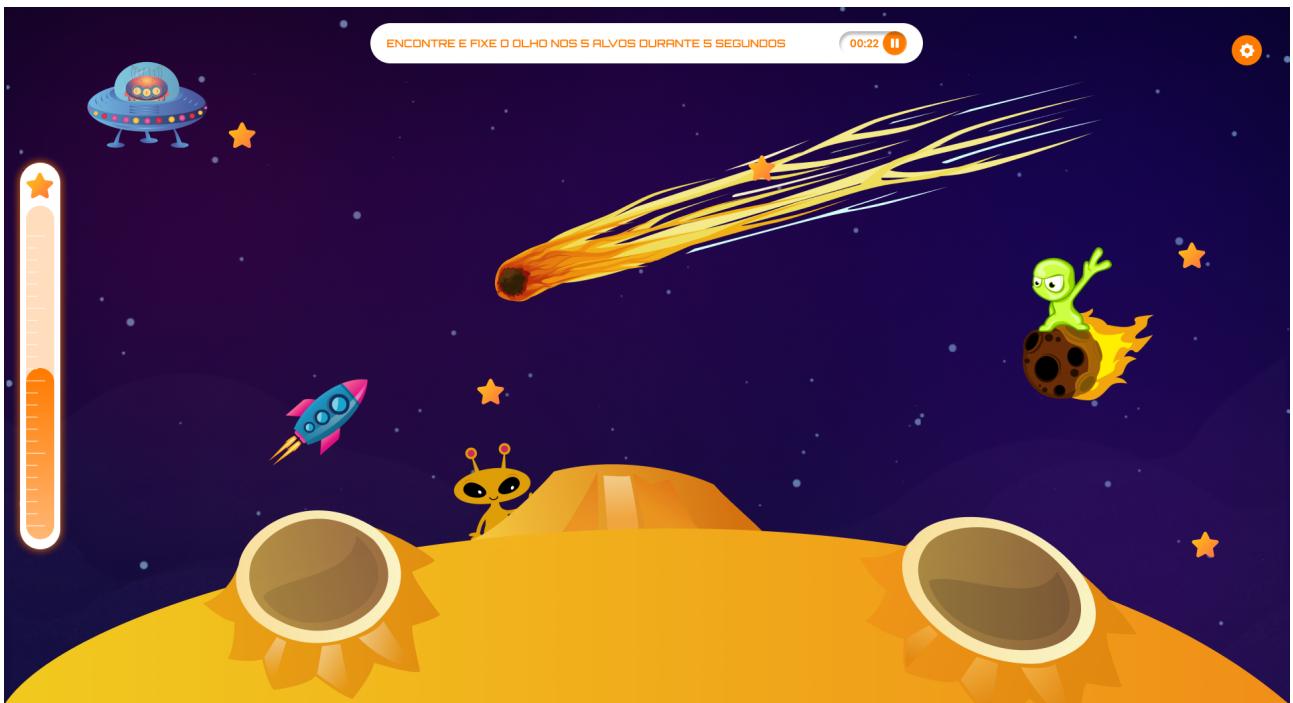
O experimento é estruturado como um jogo digital de temática espacial, composto por três fases com níveis crescentes de dificuldade. A mecânica de jogo foi desenhada para simular os princípios do TDC, promovendo a exposição contínua a estímulos visuais por períodos prolongados e exigindo respostas rápidas e consistentes por parte do participante.

Durante toda a experiência, o rastreamento ocular é realizado em segundo plano, utilizando a biblioteca WebGazer.js para capturar os pontos de fixação visual do usuário por meio da *webcam*. Para garantir a precisão da predição do olhar, a WebGazer.js utiliza uma arquitetura que combina diferentes técnicas de Aprendizado de Máquina. Inicialmente, o *TensorFlow FaceMesh* é mobilizado para a detecção precisa e em tempo real da face e, especificamente, dos pontos de referência da região ocular. O modelo de predição propriamente dito é baseado na Regressão Ridge, que é uma variação da regressão linear. A principal função desta técnica é atuar como um mecanismo de regularização, que, simplificadamente, evita o superajustamento (*overfitting*) do modelo. Isso significa que ela impede que o modelo fique muito focado nos dados de treinamento, o que faria com que ele errasse ao lidar com novos usuários. A Regressão Ridge faz isso aliviando a influência dos parâmetros de maior valor no aprendizado. O resultado é um modelo mais robusto e generalizável, capaz de realizar o mapeamento entre a imagem dos olhos e as coordenadas da tela de forma confiável para diferentes participantes. Finalmente, no pós-processamento, as predições de olhar bruto são submetidas ao Filtro de Kalman, um algoritmo recursivo que suaviza os dados, aumentando a fluidez e a estabilidade da predição ao estimar o próximo ponto de fixação com base na observação anterior (Brown HCI Group, 2024). É importante notar que todos os componentes algorítmicos, incluindo *FaceMesh*, Regressão Ridge e Filtro de Kalman, são nativos da biblioteca WebGazer.js e foram empregados em sua configuração padrão, sem modificações.

Os dados de fixação visual coletados permitem identificar padrões de atenção ou desatenção, que são contrastados com nossa base de dados em cada etapa da atividade. Em paralelo à coleta desses dados, todas as fases do experimento são configuradas para potencializar a sobrecarga sensorial e dificultar a concentração do participante. Para tal, utilizam-se música de fundo, cuja intensidade e ritmo são ajustados conforme o nível de dificuldade, e a imposição de um tempo máximo definido, elementos que, em conjunto, intensificam o estresse cognitivo e a exigência da tarefa.

Após realizar *login*, o participante é direcionado para a página de instruções, onde são apresentadas a sequência de como calibrar o olhar para poder prosseguir para o jogo. Antes de cada fase, existem as instruções da mesma. Em seguida, o usuário inicia a primeira etapa do teste.

Figura 1 – Primeira fase

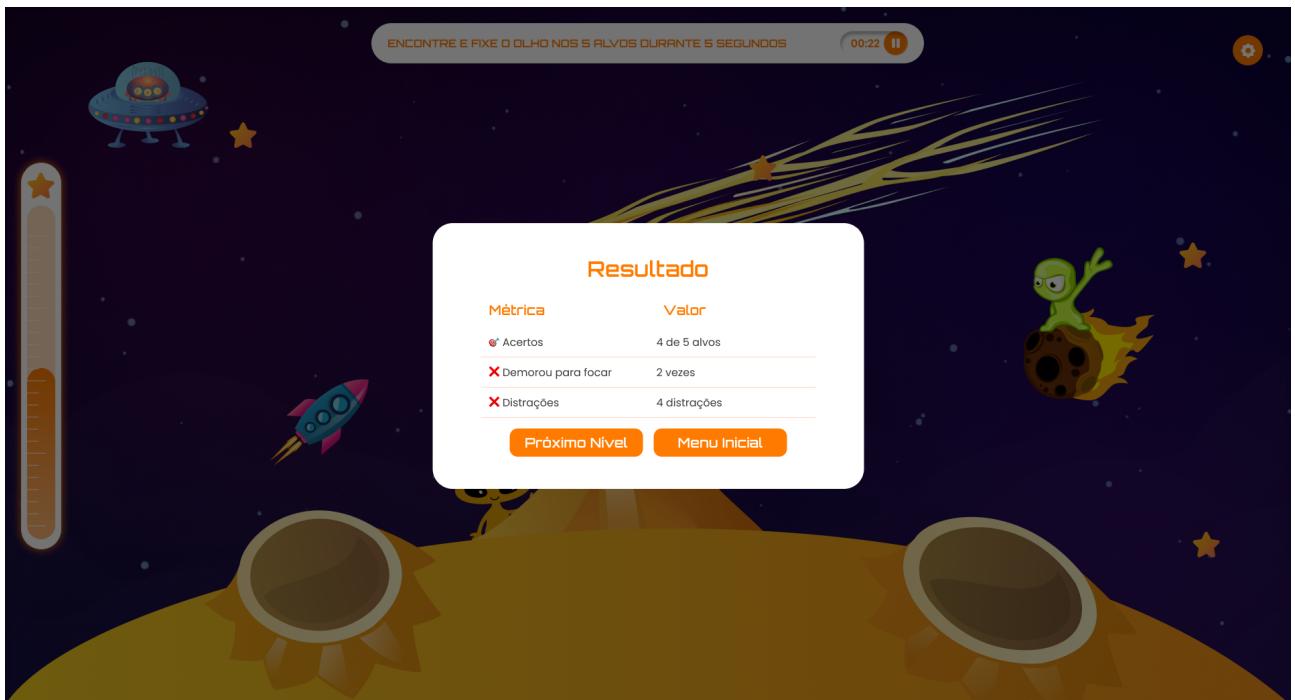


Fonte: Autoria Própria (2025)

Na primeira fase, o participante deve fixar o olhar por cinco segundos em cinco alvos estáticos, representados por estrelas, enquanto elementos animados surgem ao redor. Após os 5 segundos, cada estrela desaparece da tela. A música de fundo nesta etapa apresenta um ritmo moderado. O tempo total da fase é de 1 minuto. O objetivo é avaliar a capacidade de manter a atenção em um ponto fixo durante um tempo determinado, ignorando estímulos visuais e auditivos periféricos.

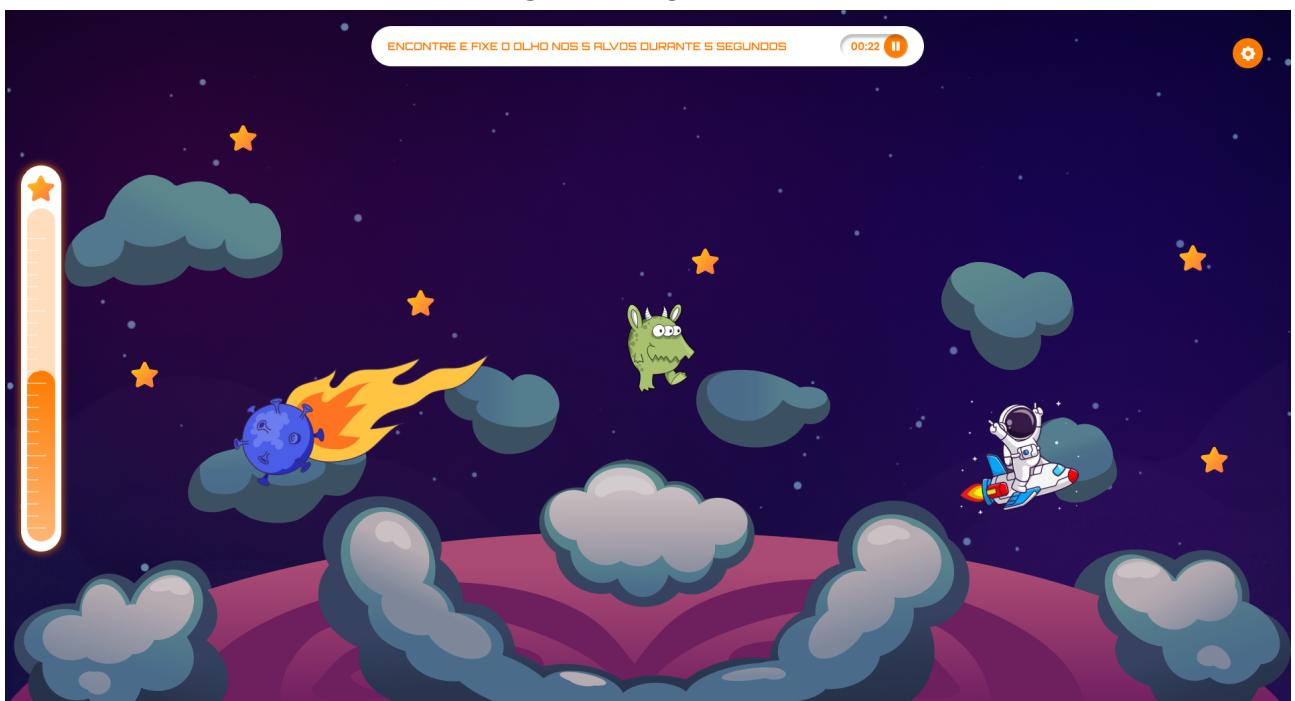
Ao iniciar a fase, uma conexão via *WebSocket* é aberta entre o cliente (front-end) e o servidor (back-end). O servidor reconhece o cliente conectado, que envia as coordenadas das estrelas para o endpoint `/iniciar_experimento_com_config`. O *eye tracking* é iniciado, e o cliente começa a enviar as coordenadas dos olhos a cada 1 segundo para `/gaze_data`. O servidor, por sua vez, escolhe uma dentre as cinco estrelas para ser o alvo atual, e o cliente escuta através de `/fase_iniciada`, pois este é responsável por deixar a estrela em destaque e, ao mesmo tempo, continua transmitindo as coordenadas dos olhos. Esse processo se repete até que todas as estrelas sejam visualizadas por no mínimo 5 segundos, pois o intuito é que o participante foque por 5 segundos no alvo, e o mesmo desapareça. Ao final da fase, o servidor é responsável por salvar o objeto `historico.olhar_fase1` no banco de dados, que contém o estado do olhar (sendo 1 para olhando e 0 para desviando), um timestamp e o índice do alvo atual. Além desse objeto, o `resultado.alvos_fase1` também é salvo, contendo o índice do alvo, se terminou por sucesso ou por tempo esgotado da fase, o tempo de início e término do alvo. Ao ter esses dados salvos, o servidor calcula as métricas TDC da fase 1, que são: número de acertos (olhou por 5 segundos), número de erros de omissão (demorou 10 segundos ou mais para começar a olhar) e erros de comissão (começou a focar antes de 10 segundos, mas não manteve o foco por 5 segundos). Essas métricas são enviadas ao cliente através de `/fase_concluida`, para que o usuário visualize seu desempenho na fase, conforme ilustrado na Figura 2.

Figura 2 – Resultados da fase 1



Fonte: Autoria Própria (2025)

Figura 3 – Segunda fase



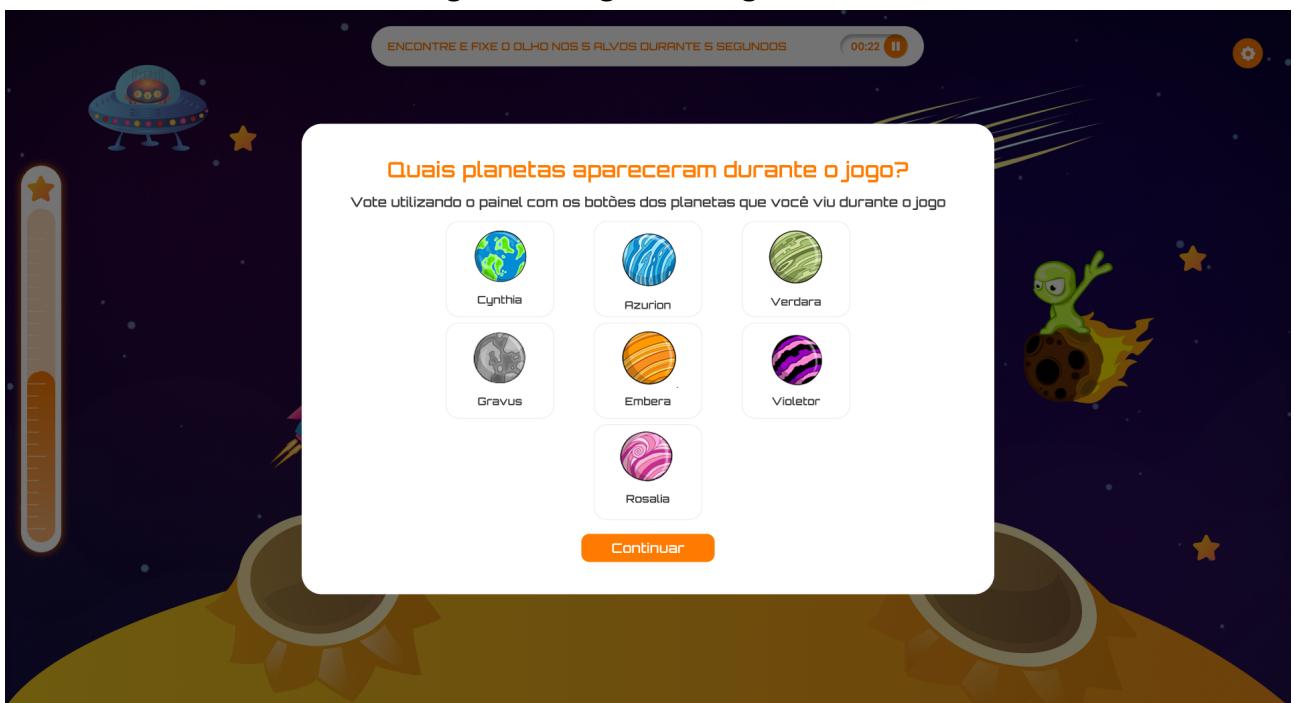
Fonte: Autoria Própria (2025)

Na segunda fase, o participante deve manter o foco em cinco estrelas estáticas, que brilham alternadamente (estímulo primário). Simultaneamente, três planetas em movimento transitam pela tela, atuando como distratores (estímulos secundários) cuja presença não é mencionada nas instruções.

A fase 2 é composta por duas rodadas iguais de 15 segundos cada, onde apenas os planetas que transitam pela tela são alterados. Ao término de cada rodada, o participante é submetido a um teste de reconhecimento: sete opções de planetas são apresentadas, sendo que apenas três transitaram na tela. O participante deve indicar, por meio de botões IoT, quais planetas foram reconhecidos durante o trânsito. O reconhecimento correto de planetas efetivamente exibidos é contabilizado como acerto, enquanto a seleção de planetas não exibidos configura erro. Dessa forma, passadas as duas rodadas, ou seja, ao final da fase, são exibidos: quantidade de acertos, planetas vistos e planetas ignorados. Essa etapa avalia simultaneamente o desempenho na tarefa principal e a detecção incidental de estímulos periféricos. A interpretação do reconhecimento de estímulos secundários como indicador positivo ou negativo será definida após validação com grupos de referência (crianças com e sem TDA), considerando duas hipóteses alternativas: (1) maior detecção incidental pode refletir dificuldade de inibição de distratores e associar-se ao TDA; (2) menor detecção, decorrente de foco mais exclusivo na tarefa principal, pode estar mais associada ao TDA. A trilha sonora, mais intensa e acelerada nesta fase, eleva a carga cognitiva e permite observar o impacto de múltiplos estímulos simultâneos na manutenção da atenção.

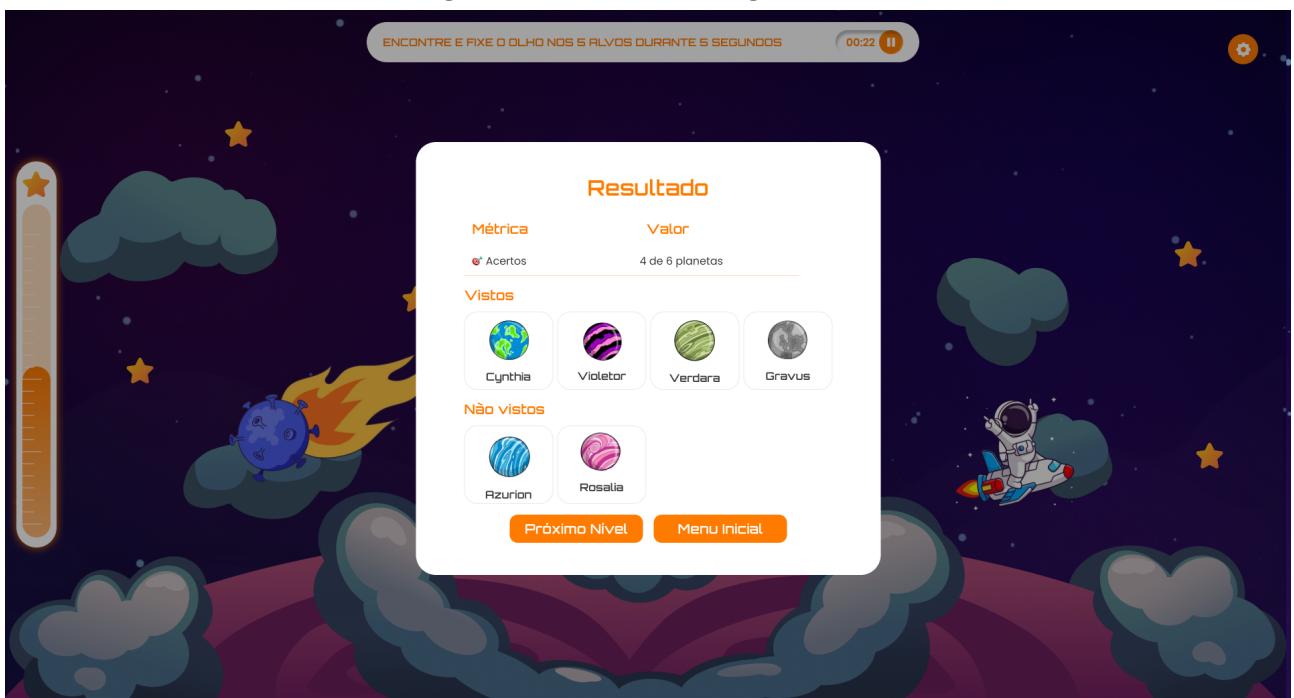
No início da fase 2, uma conexão via WebSocket é aberta entre o cliente e o servidor. O servidor reconhece o cliente conectado, que apresenta estrelas piscando alternadamente enquanto planetas se movem pela tela. Ao final de cada rodada, o cliente envia ao servidor o comando de aguardo da resposta do usuário através do endpoint /aguardando_iot. O servidor, então, transmite a mensagem ao IoT e solicita que acenda um LED, indicando que o participante pode responder. O IoT acende o LED e faz a leitura dos botões pressionados pelo evento button pressed. A cada clique no botão correspondente ao planeta, o IoT utiliza a função do servidor que envia ao cliente o planeta clicado e se ele está correto ou não. Se o planeta estiver correto, ele é iluminado com a cor verde; caso contrário, é iluminado com a cor vermelha. O participante pode apertar três botões por rodada. Ao finalizar ambas as rodadas, o servidor envia ao cliente a quantidade de acertos, planetas vistos e planetas ignorados através de /fase_atual_finalizada. No início da fase 2, uma conexão via WebSocket é aberta entre o cliente e o servidor. O servidor reconhece o cliente conectado, que apresenta estrelas piscando alternadamente enquanto planetas se movem pela tela. Ao final de cada rodada, o cliente envia ao servidor o comando de aguardo da resposta do usuário através do endpoint /aguardando_iot. O servidor, então, transmite a mensagem ao IoT e solicita que acenda um LED, indicando que o participante pode responder. O IoT acende o LED e faz a leitura dos botões pressionados pelo evento button pressed. A cada clique no botão correspondente ao planeta, o IoT utiliza a função do servidor que envia ao cliente o planeta clicado e se ele está correto ou não. Se o planeta estiver correto, ele é iluminado com a cor verde; caso contrário, é iluminado com a cor vermelha. O participante pode apertar três botões por rodada. Ao finalizar ambas as rodadas, o servidor envia ao cliente a quantidade de acertos, planetas vistos e planetas ignorados através de /fase_atual_finalizada.

Figura 4 – Pergunta da segunda fase



Fonte: Autoria Própria (2025)

Figura 5 – Resultado da segunda fase



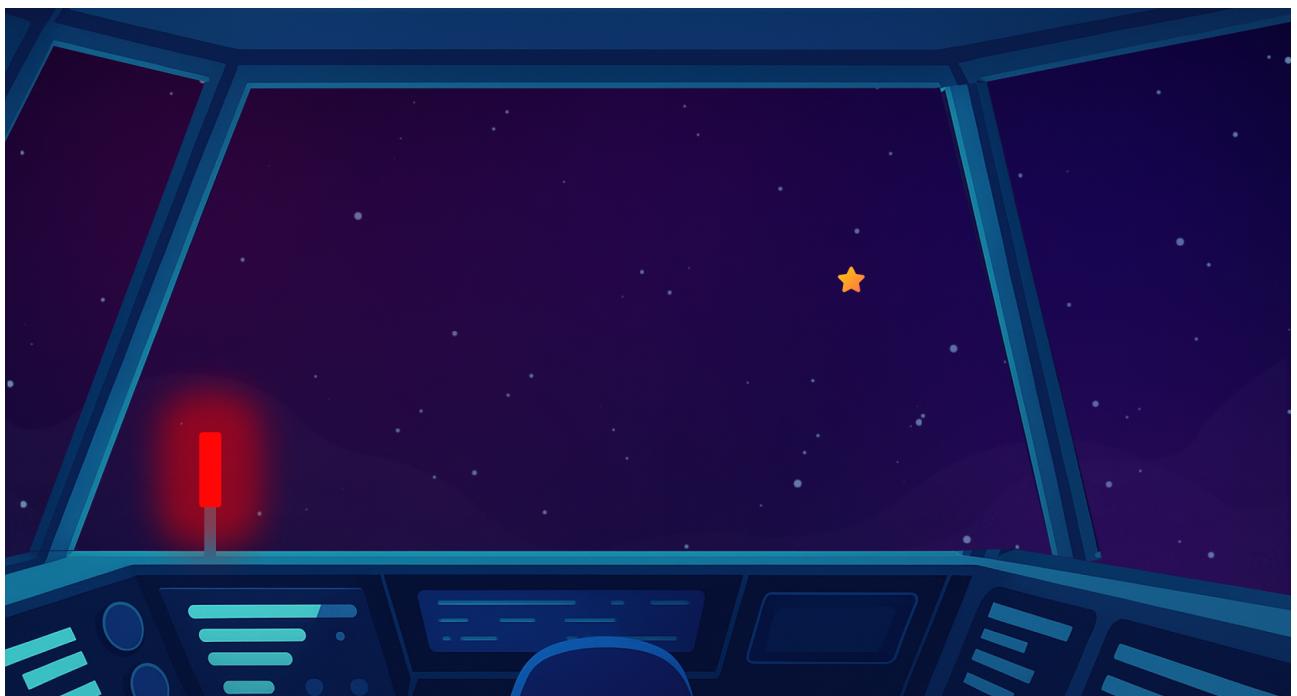
Fonte: Autoria Própria (2025)

Para a construção do dispositivo de controle da IoT, foram empregados os seguintes componentes eletrônicos: uma placa de desenvolvimento Arduino, sete botões do tipo *push-button*, sete resistores de $10\text{ k}\Omega$, uma protoboard e cabos de conexão. Os botões foram conectados às portas

digitais do Arduino, configuradas como entradas com resistores pull-down para garantir leituras estáveis. Dessa forma, ao término de cada rodada da segunda fase do jogo, o participante registra os planetas que conseguiu observar, pressionando o botão correspondente a ele. O Arduino atua como uma interface de comunicação de hardware, detectando o pressionamento físico dos botões IoT. Por meio da comunicação serial, o microcontrolador transmite o evento acionado ao sistema. O servidor é responsável por receber e interpretar este sinal do botão selecionado e, na sequência, acionar a função que contabiliza os acertos e os erros de inibição do participante para a fase.

Em futuras iterações do projeto, planeja-se o aperfeiçoamento estético e ergonômico do controle, por meio da substituição dos botões convencionais por peças personalizadas, modeladas em software CAD e fabricadas via impressão 3D, com design mais atrativo e ergonômico para crianças. Além disso, planeja-se construir uma case para o controle utilizando filamentos de garrafa PET, visando a sustentabilidade ambiental do projeto.

Figura 6 – Terceira fase



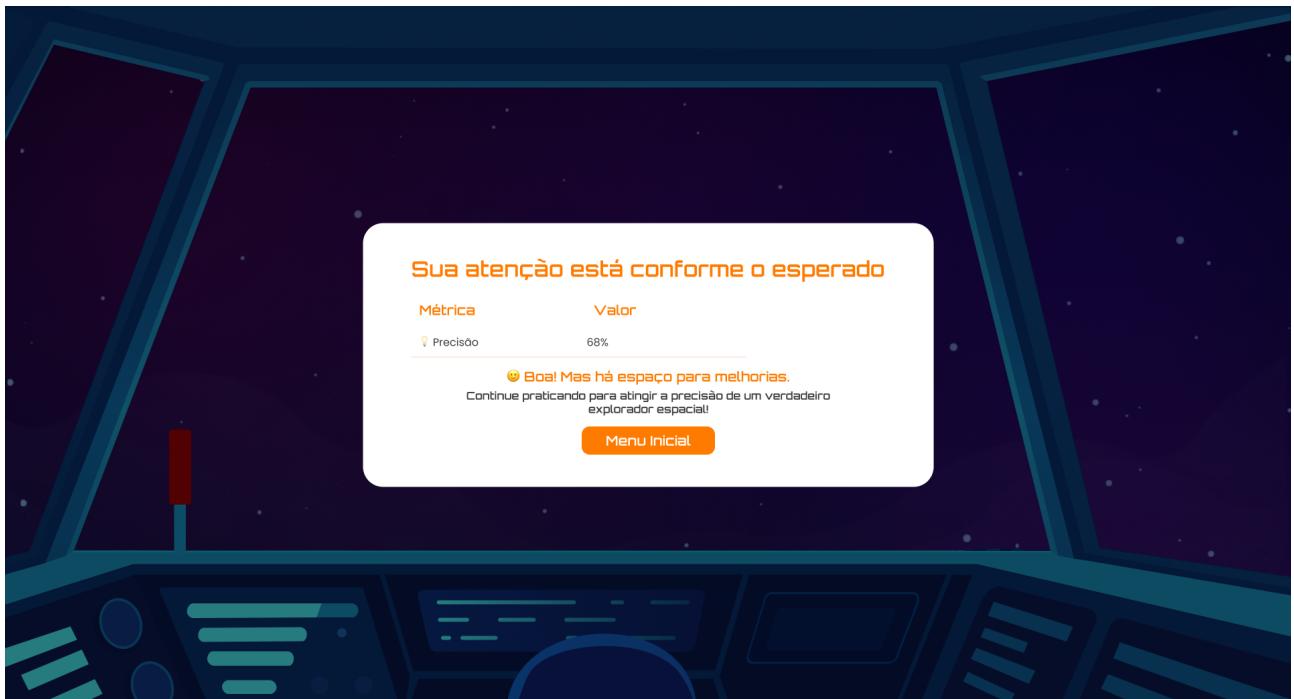
Fonte: Autoria Própria (2025)

Na terceira fase, a demanda cognitiva é intensificada pela necessidade de alternância rápida do foco visual entre diferentes regiões da tela, caracterizadas por menor previsibilidade espacial. Nessa etapa, uma estrela surge de forma estática, exigindo resposta ocular imediata do participante. Simultaneamente, um segundo estímulo estático é apresentado (radar de uma aeronave), alternando entre os estados ligado e desligado em intervalos regulares. Quando esse estímulo é ativado (ascende), o participante deve manter o olhar fixo sobre ele até que se apague, o que permite avaliar a atenção dividida e o controle do direcionamento ocular. A duração desta fase é de 30 segundos. A trilha sonora atinge seu nível máximo de intensidade e agitação, contribuindo para aumentar a complexidade da tarefa. O desempenho do participante nesta fase é utilizado como indicador da agilidade atencional e da capacidade de redirecionamento e manutenção do foco visual diante de estímulos dinâmicos.

Ao término das três fases, o sistema gera um pré-diagnóstico com base nas métricas TDC. Para isso, são utilizados os registros de desempenho e os dados mais recentes de rastreamento ocular

obtidos durante as fases, sendo eles: acertos, erros de omissão, erros de comissão, tempo de resposta e desvio padrão. Este pré-diagnóstico é elaborado por um módulo de IA, que interpreta as métricas e o desempenho do participante. O feedback resultante é apresentado em duas formas: (1) uma mensagem textual interpretativa, como: “Sua atenção está conforme o esperado”, “Sua atenção está acima do esperado” ou “Sua atenção está abaixo do esperado”, de acordo com o desempenho observado; e (2) a exibição de uma porcentagem que representa a precisão do olhar capturada pelo sistema de rastreamento ocular, conforme ilustrado na Figura 7.

Figura 7 – Pré-diagnóstico



Fonte: Autoria Própria (2025)

Com o objetivo de aprofundar a compreensão do tema e promover um alinhamento mais preciso entre os aspectos técnicos e psicológicos do projeto, foi conduzida uma pesquisa de campo com quatro profissionais da área da Psicologia. As entrevistas buscaram avaliar a viabilidade técnica da proposta, identificar os sintomas mais recorrentes do TDA e compreender os tipos de estímulos que mais influenciam os processos de distração em indivíduos com esse transtorno.

A análise qualitativa dos dados revelou que estímulos visuais e auditivos, especialmente movimento, cor e som, exercem papel determinante na indução de distrações, devendo, portanto, ser considerados elementos centrais no planejamento das fases experimentais. Essa lógica foi implementada em todas as fases do projeto. Além disso, os profissionais destacaram a importância de incluir uma etapa em que os distratores estejam presentes de forma indireta, sem que o participante seja instruído a focar neles.

A plataforma é desenvolvida com tecnologias web, permitindo acesso remoto e execução direta em *browsers* modernos. O teste é realizado de forma autônoma pelo usuário, em ambiente silencioso e seguindo instruções fornecidas pela própria plataforma.

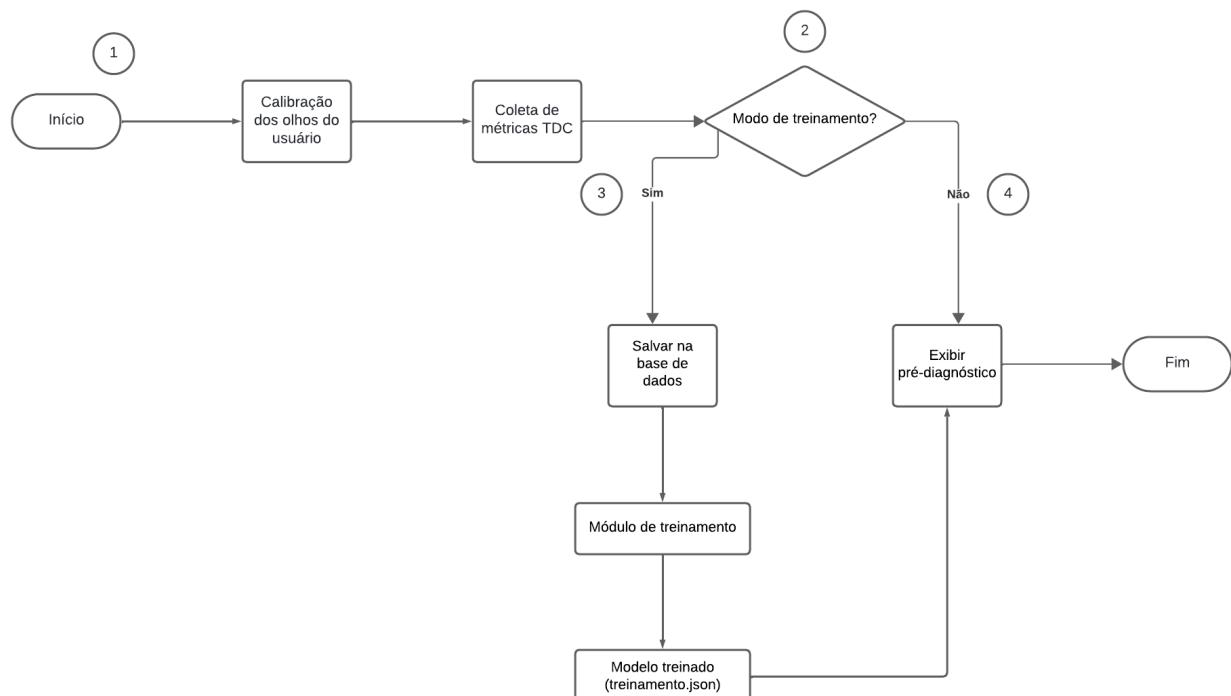
No projeto atual, a IA será utilizada para analisar os dados coletados durante o jogo, referentes aos erros e acertos, com uma base de dados previamente formada por indivíduos diagnosticados com TDA e por outros sem o transtorno. Entretanto, nesta fase inicial de desenvolvimento, é necessário

testar a viabilidade do sistema. Inicialmente, dez crianças com TDA serão convidadas a participar do experimento, com o objetivo de coletar dados iniciais que servirão como base para o treinamento supervisionado do modelo de IA. Em seguida, três crianças com TDA e três sem o transtorno (diferentes das 10 iniciais, ou seja, ainda não analisadas) serão convidadas para uma nova etapa experimental, destinada a validar a eficácia do sistema na identificação de indícios de desatenção. O objetivo é garantir que a acurácia do sistema seja satisfatória antes de ampliar a base de dados e aperfeiçoar o modelo. Após a conclusão da fase de validação, o sistema estará apto a ser utilizado por um público mais amplo, contribuindo para a identificação precoce do TDA em crianças e reforçando seu potencial como ferramenta de apoio ao diagnóstico.

No que se refere à retroalimentação da IA, o sistema irá conter um modo de treinamento, que pode ser ativado ou desativado exclusivamente pelo administrador. A mecânica dessa funcionalidade é empregada sempre que houver necessidade de alimentar a base de dados com novos registros. Essa etapa só pode ser executada na presença de ao menos um administrador, a fim de garantir a integridade e a qualidade dos dados inseridos. Caso contrário, a criança participa normalmente do jogo apenas para avaliar seu nível de atenção. Quando o modo de treinamento está habilitado, o sistema armazena as métricas TDC coletadas durante as partidas em uma base de dados, permitindo que o módulo de treinamento da IA realize a análise comparativa entre os dados do indivíduo e a base existente. Esse processo tem como objetivo retroalimentar o modelo e aperfeiçoar continuamente o desempenho da IA.

Para uma melhor compreensão do funcionamento do sistema, a Figura 8 apresenta o fluxograma do processo, que descreve a sequência lógica das operações realizadas pelo sistema até o término das três partidas.

Figura 8 – Fluxograma do sistema



Fonte: Autoria Própria (2025)

Na etapa 1, ocorre a calibração dos olhos do jogador, processo em que o sistema identifica

e ajusta os pontos de fixação ocular do usuário antes do início do jogo, garantindo a precisão do rastreamento. Em seguida, é executada a coleta das métricas TDC, que ocorre automaticamente durante as três fases do jogo. Nessa etapa, o sistema processa e registra parâmetros como número de acertos, erros de omissão, erros de comissão, tempo de reação e variabilidade temporal das respostas. Na etapa 2, há uma tomada de decisão para verificar se o participante irá jogar no modo de treinamento. Caso o modo de treinamento esteja habilitado (etapa 3), o sistema armazena as métricas TDC em uma base de dados, permitindo que o módulo de treinamento da IA realize a análise comparativa entre os dados do indivíduo e a base existente. Esse processo visa aprimorar o modelo e gerar um pré-diagnóstico personalizado. Já na etapa 4, quando o modo de treinamento não está ativado, o sistema realiza diretamente a geração e exibição do pré-diagnóstico, utilizando as métricas coletadas durante a execução do jogo.

Optou-se pela utilização do banco de dados não relacional *MongoDB*, o qual armazena informações em documentos no formato *JSON*, possibilitando a criação de estruturas dinâmicas e aninhadas, adequadas ao armazenamento dos dados provenientes dos testes de rastreamento ocular. Sua flexibilidade e escalabilidade o tornam mais apropriado que bancos relacionais para o tratamento de grandes volumes de dados sensoriais. O gerenciamento do banco foi realizado por meio do *MongoDB Compass*, ferramenta que facilita a execução de consultas, validação de esquemas e análise de desempenho.

REFERÊNCIAS

BROWN HCI GROUP. **WebGazer.js: 3.2 Gaze Prediction**. [S. I.: s. n.], 2024. Documentação Wiki.

Disponível em: <https://deepwiki.com/brownhci/WebGazer/3.2-gaze-prediction>

COLE, David. The Chinese Room Argument. In: ZALTA, Edward N.; NODELMAN, Uri (ed.). **The Stanford Encyclopedia of Philosophy**. Winter 2024. [S. I.]: Metaphysics Research Lab, Stanford University, 2024.

CULLUM, C. Munro. 4.11 - Neuropsychological Assessment of Adults. In: BELLACK, Alan S.; HERSEN, Michel (ed.). **Comprehensive Clinical Psychology**. Oxford: Pergamon, 1998. p. 303–347. ISBN 978-0-08-042707-2. DOI:

[https://doi.org/10.1016/B0080-4270\(73\)00227-3](https://doi.org/10.1016/B0080-4270(73)00227-3).

Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B0080427073002273>

ELBAUM, Tomer et al. Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder (ADHD): Integrating the MOXO-dCPT with an Eye Tracker Enhances Diagnostic Precision. **Sensors**, v. 20, n. 21, 2020. ISSN 1424-8220. DOI: 10.3390/s20216386.

Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/21/6386>

IEEE. **Towards a Definition of the Internet of Things (IoT)**. [S. I.: s. n.], 2015.

Disponível em: <https://iot.ieee.org/definition.html>

NASCIMENTO, Lucas Martins; MENEZES, Carolina Baptista. A RELAÇÃO ENTRE A PRÁTICA REGULAR DE VIDEOGAMES E ATENÇÃO SUSTENTADA. **Ciências & Cognição**, v. 25, n. 1, p. 141–156, dez. 2020.

Disponível em:

<https://revista.cienciascognicao.org/index.php/cec/article/view/1661>

NATIONS, United. **Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development**. New York: [s. n.], 2015. Accessed: 2025-10-28.

Disponível em: <https://sdgs.un.org/sites/default/files/publications/21252030%20Agenda%20for%20Sustainable%20Development%20web.pdf>

PAPOUTSAKI, Alexandra et al. WebGazer: Rastreamento ocular escalável via webcam usando interações do usuário. In: ANAIS da 25ª Conferência Internacional Conjunta sobre Inteligência Artificial (IJCAI). [S. I.: s. n.], jul. 2016.

Disponível em: <https://webgazer.cs.brown.edu/>

SAÚDE, Ministerio da. **Transtorno do déficit de atenção com hiperatividade - TDAH**. [S. I.: s. n.], 2014.

Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/transtorno-do-deficit-de-atencao-com-hiperatividade-tdah/>

WIEBE, Annika et al. Virtual reality-assisted prediction of adult ADHD based on eye tracking, EEG, actigraphy and behavioral indices: a machine learning analysis of independent training and test samples. **Translational Psychiatry**, v. 14, n. 1, p. 508, 2024. ISSN 2158-3188. DOI: 10.1038/s41398-024-03217-y.

Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41398-024-03217-y>

YOO, Jae Hyun et al. Development of an innovative approach using portable eye tracking to assist ADHD screening: a machine learning study. **Frontiers in Psychiatry**, v. 15, 2024. ISSN 1664-0640. DOI: 10.3389/fpsyg.2024.1337595.

Disponível em: <https://www.frontiersin.org/journals/psychiatry/articles/10.3389/fpsyg.2024.1337595>