

Engajamento em Jogos Educacionais Digitais: Análise com um Modelo Híbrido de Detecção

Nelson Nascimento Junior^{1,2}, Juliana Cristina Braga¹, Patricia A. Jaques³, João Paulo Gois¹

¹Universidade Federal do ABC - UFABC

²Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo - IFSP

³PPGC - Universidade Federal de Pelotas (UFPEL)

PPGINF - Universidade Federal do Paraná (UFPR)

nelsonjr@ifsp.edu.br, patricia@inf.ufpr.br

Resumo. Este estudo investigou como os desafios propostos em um Jogo Educacional Digital (JED) e as habilidades dos estudantes em superá-los influenciam seus estados afetivos e comportamentais, afetando o engajamento e a aprendizagem. Foi desenvolvido um modelo híbrido que integra dados emocionais e comportamentais coletados automaticamente, como emoções faciais e movimentos dos olhos e cabeça. Esses dados foram combinados para avaliar o engajamento dos estudantes durante a interação com o JED. Além disso, relatos dos estudantes por meio de pré e pós-questionários foram utilizados para validar os resultados obtidos pelo modelo automático e para fornecer uma análise qualitativa das percepções dos estudantes sobre os desafios enfrentados e a aprendizagem proporcionada pelo jogo. Dez estudantes participaram do estudo e, na maioria do tempo, permaneceram engajados. Observou-se que o desengajamento ocorreu principalmente quando os estudantes encontravam dificuldades no controle do jogo. A partir dos resultados, foi proposta uma representação da dinâmica das emoções dos estudantes durante os jogos.

Abstract. This study investigated how the challenges proposed in an Educational Digital Game (EDG) and students' abilities to overcome them influence their affective and behavioral states, affecting engagement and learning. A hybrid model was developed that integrates automatically collected emotional and behavioral data, such as facial emotions and eye and head movements. These data were combined to assess students' engagement during interaction with the EDG. Additionally, students' self-reports through pre- and post-questionnaires were used to validate the results obtained by the automatic model and to provide a qualitative analysis of students' perceptions regarding the challenges faced and the learning outcomes provided by the game. Ten students participated in the study and remained engaged most of the time. Disengagement was primarily observed when students faced difficulties controlling the game. Based on the results, a representation of the dynamics of students' emotions during gameplay was proposed.

1. Introdução

O engajamento dos estudantes é fator crucial para o sucesso educacional, particularmente no contexto de jogos educacionais digitais (JED). Engajamento é frequentemente associado a estados afetivos positivos, como a felicidade, que estão intimamente ligados ao

conceito de *flow* introduzido por Csikszentmihalyi (2008). Segundo este autor, o *flow* ocorre quando há um equilíbrio entre os desafios de uma tarefa e as habilidades do indivíduo, acompanhado de *feedback* contínuo e imediato, resultando em imersão completa e concentração total na atividade [Csikszentmihalyi 1998].

Compreender os estados emocionais e comportamentais dos estudantes enquanto interagem com JED é essencial para o design e desenvolvimento desses jogos, na tentativa de encontrar um equilíbrio entre diversão e aprendizagem. Além disso, as emoções dos estudantes podem fornecer informações valiosas sobre seu nível de engajamento e podem ser usadas para ajustar e personalizar a experiência de aprendizagem de jogos já existentes.

A detecção automática do engajamento dos estudantes tem sido explorada em outros estudos, dentre eles Whitehill et al. (2014) e Gupta et al. (2019) desenvolveram modelos baseados em expressões faciais para avaliar o engajamento em sala de aula. De maneira similar, Thiruthuvanathan et al. (2022) investigaram o engajamento em ambientes virtuais de aprendizagem, enquanto Ninaus et al. (2019) focaram em jogos educacionais. Além disso, pesquisadores como Klein & Celik. (2017) e Zaletelj & Košir (2017) consideraram movimentos de cabeça e posturas corporais como indicadores de engajamento.

Embora esses estudos tenham contribuído significativamente para a compreensão do engajamento, a maioria se concentrou em ambientes de sala de aula ou aprendizagem online e utilizou apenas uma dimensão dos dados (como expressões faciais ou movimentos de cabeça), sem integrar múltiplas fontes de informação. Este trabalho busca preencher essa lacuna propondo um modelo que combina dados emocionais e comportamentais com relatos dos próprios estudantes. Sendo assim, a inovação deste trabalho reside na integração de múltiplas fontes de dados para uma avaliação mais abrangente e precisa do engajamento dos estudantes.

Para aplicar o modelo, foi utilizada a expedição “EnemVerso” dentro do jogo Fortnite.

Este estudo buscou responder às seguintes perguntas de pesquisa:

- **QP1:** De que forma os desafios propostos em um JED e as habilidades dos estudantes em superá-los influenciam seu engajamento e aprendizagem?
- **QP2:** Como as emoções e posturas dos estudantes durante o JED se relacionam com seus níveis de engajamento?
- **QP3:** Quais são as principais dinâmicas emocionais observadas durante a interação com o JED?

Ao responder essas perguntas, esperamos contribuir para uma melhor compreensão dos fatores que influenciam o engajamento dos estudantes em jogos educacionais digitais e oferecer *insights* para o *design* de jogos mais eficazes para fins educacionais.

2. Trabalhos Relacionados

Foram encontrados muitos trabalhos na literatura que pesquisaram sobre engajamento em diferentes tecnologias na educação, dentre essas: AVA, vídeos, sistemas tutores inteligentes, dentre outros. No entanto, para essa seção, foram considerados somente aqueles que tiveram como objeto de estudo o engajamento em jogos.

Ahmed e Goodwin (2017) propuseram um método para predição do engajamento de estudantes autistas na instrução assistida por computador, utilizando pose da cabeça e emoção facial. Além disso, demonstraram a viabilidade do reconhecimento automatizado de emoções em jovens com formas mais graves de autismo. Utilizaram o kit de ferramentas que disponibiliza algoritmos que geram automaticamente valores de intensidade para cada unidade de ação facial. Descobriram que as expressões faciais eram fortes preditores do desempenho. Os autores avaliaram o engajamento comportamental pela proporção de tempo em que um estudante ficou com o rosto voltado para a tela do computador e o engajamento emocional pela ativação de determinadas “Action Unit”.

Ninaus et al. (2019) propuseram um modelo baseado em aprendizado de máquina que utilizou dados de emoções faciais para prever o engajamento automático de estudantes em tarefas baseadas em jogos educacionais. Além disso, combinaram as informações determinadas automaticamente com dados de relatos pessoais dos estudantes sobre emoções positivas e negativas percebidas durante o jogo.

Whitehill et al. (2014) propuseram um método para o reconhecimento automatizado em tempo real do engajamento a partir das expressões faciais de estudantes, durante a execução de uma tarefa de treinamento cognitivo, através do uso de técnicas visão computacional. Experimentaram várias abordagens para rotulagem do engajamento por observadores humanos e descobriram que cliques com duração de 10 segundos maximizam a confiabilidade, indicando que expressões estáticas contêm a maior parte das informações que os observadores utilizam para avaliar o engajamento dos estudantes. Os autores estabeleceram níveis de engajamento: não engajado (estudante desvia o olhar do computador sem pensar na tarefa, olhos completamente fechados), nominalmente engajado (olhos semi-abertos, claramente não dentro da tarefa), engajado (o estudante não precisa de advertência para permanecer na tarefa) e muito engajado (o estudante merece um elogio por seu nível de engajamento na tarefa).

Psaltis et al. (2017) apresentaram uma nova metodologia para o reconhecimento automático do envolvimento do aluno em jogos pró-sociais que combina dicas de envolvimento do usuário e do jogo. O método proposto visa capturar as diferentes dimensões do engajamento ao explorar pistas de engajamento em tempo real. Utilizaram o movimento corporal e as expressões faciais para identificar o estado afetivo dos alunos e as características relacionadas a interação com o jogo para avaliar o engajamento cognitivo e comportamental. Para a coleta e anotação dos dados de engajamento utilizaram jogos com diferentes graus de desafio juntamente com um questionário. Os resultados experimentais mostraram que o engajamento emocional é melhor detectado que as outras duas dimensões do engajamento. Para o engajamento emocional os autores consideram emoções positivas. O engajamento comportamental é verificado através do foco do estudante na tarefa. Por fim, o engajamento cognitivo está relacionado com o tempo em que o estudante experimenta o jogo e ao sucesso alcançado nos objetivos do mesmo.

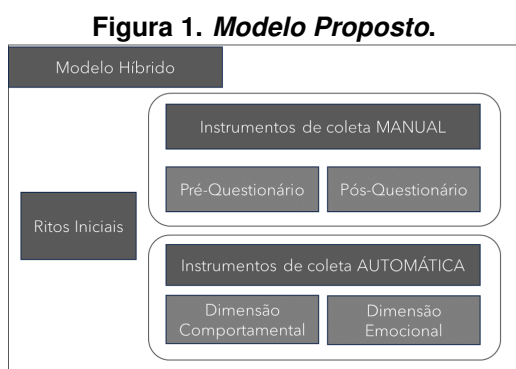
O trabalho proposto se diferencia dos demais ao integrar múltiplas fontes de dados (emocionais e comportamentais) para a detecção de engajamento e ao utilizar autorrelatos para validar os resultados obtidos automaticamente. Enquanto outros estudos focam em uma única dimensão (como expressões faciais) ou em casos específicos (como estudantes autistas), o estudo atual adota uma abordagem mais abrangente, combinando dados comportamentais e emocionais em um contexto de jogos educacionais.

3. Método

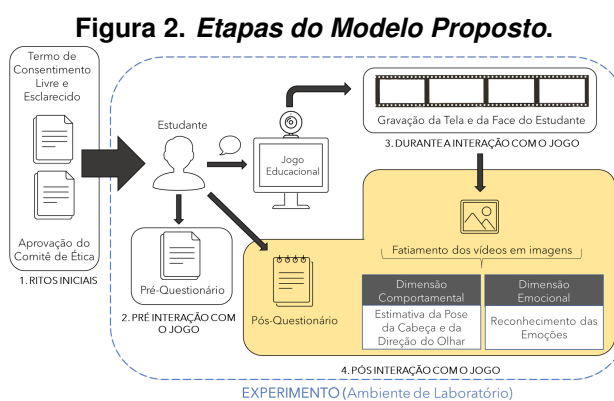
A primeira etapa deste estudo envolveu o desenvolvimento do modelo híbrido de detecção de engajamento. O modelo proposto (Figura 1) integra dados emocionais e comportamentais, coletados automaticamente durante a interação dos estudantes com o jogo. Esses dados foram capturados por *webcams* posicionadas frontalmente aos jogadores, registrando emoções faciais (dimensão emocional), além das poses das cabeças e direções dos olhares (dimensão comportamental). Os questionários, aplicados antes e após a partida, foram utilizados como uma forma de validar o modelo automático e fornecer contexto demográfico e percepções subjetivas dos estudantes sobre a experiência e os desafios enfrentados no jogo.

A Figura 2 ilustra as etapas que foram seguidas no desenvolvimento do modelo proposto:

1. **Ritos Iniciais:** preenchimento do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido autorizando o uso das imagens e dos dados coletados para uso na pesquisa, devidamente aprovado pelo Comitê de Ética (CAAE: 65771122.7.0000.5594 na Plataforma Brasil).
2. **Pré-Interação com o jogo:** preenchimento de um pré-questionário para levantamento demográfico dos participantes e fornecimento de orientações básicas sobre como iniciar o jogo e sobre como será a condução do experimento.
3. **Durante a interação com o jogo:** experimentação do jogo. Cada estudante interagiu com o jogo e as sessões foram gravadas de forma a registrar tanto a tela do jogo quanto a imagem da face de cada participante.
4. **Pós-Interação com o jogo:** preenchimento do pós-questionário para autoavaliar a participação durante o jogo, gravação dos vídeos e posterior submissão aos modelos de detecção. Os vídeos gravados são fatiados em quadros que representem os momentos de interesse no jogo para serem submetidas aos detectores de emoção e de comportamento (posição de cabeça e direção dos olhos).



Fonte: Próprio Autor.



Fonte: Próprio Autor.

Para aplicação do modelo foi escolhido como objeto de estudo a Expedição Enemverso¹ do jogo digital de entretenimento do gênero *Battle Royale*² denominado Fortnite.

¹<https://enemverso.estacio.br/>

²[https://pt.wikipedia.org/wiki/Battle_royale_\(jogos_eletr%C3%B4nicos\)](https://pt.wikipedia.org/wiki/Battle_royale_(jogos_eletr%C3%B4nicos))

Buscou-se explorar um jogo que fosse popular [Mansoor Iqbal 2024] e que tivesse alguma missão, com fim pedagógico, disponibilizada para sua plataforma. A Expedição EnemVerso foi desenvolvida pela Universidade Estácio de Sá para ajudar os estudantes nas provas do ENEM (Exame Nacional do Ensino Médio). Nessa expedição, o planeta Terra foi invadido por extraterrestres que vieram tomar todo conhecimento humano. Os jogadores tentarão recuperar o que foi perdido através dos cinco Portais de Conhecimento, que representam campos do conhecimento humano: Gaia (Ciências da Natureza), Humânia (Ciências Humanas), Expressiva (Linguagens e Códigos), Exatidão (Matemática) e Ideária (Redação). O jogador tem que passar por todas as etapas para chegar ao final e derrotar o alienígena.

3.1. Participantes

Os participantes foram selecionados por amostragem por conveniência, inicialmente direcionada a discentes do Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas e discentes do Ensino Técnico de Informática Integrado ao Ensino Médio. Ao todo, 16 estudantes aceitaram participar do experimento (população investigada). Os estudantes tinham entre 18 e 20 anos.

3.2. Materiais e Procedimentos

O modelo foi aplicado em abril de 2023, em um laboratório de informática do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo (Campus Cubatão), com computadores equipados com *webcam* e com o *software* de *streaming* e gravação OBS Studio³ para gravação simultânea da tela do jogo e da imagem da face do estudante. Dos 16 estudantes, dez tiveram seus dados considerados válidos (62,5% dos estudantes). Os dados de seis estudantes não foram aproveitados por alguns fatores: faces fora do perímetro delimitado para a captação pela câmera, oclusões, baixa iluminação, ou ainda, travamentos nos vídeos ocasionados por oscilações na *internet* no momento da gravação.

As gravações tiveram durações diferentes, pois cada participante levou um tempo distinto para finalizar o jogo. No entanto, essa diferença não influenciou no resultado, pois optou-se por recortar e padronizar a duração dos vídeos, considerando apenas 5 (cinco) minutos. Esse fato é justificado, pois a quantidade de quadros extraídos a 6 FPS demonstrou ser suficiente ($5 \text{ minutos} * 60 \text{ segundos} * 6 \text{ FPS} = 1800 \text{ quadros}$) para análise final.

4. Modelo de Detecção do Engajamento

O modelo de detecção de engajamento proposto, baseia-se na combinação de duas dimensões: comportamental e emocional. Essas dimensões foram escolhidas para proporcionar uma visão abrangente do estado de engajamento dos estudantes durante a interação com o JED.

Dimensão Comportamental: Foram atribuídos aos critérios da dimensão comportamental pontuações baixas, médias e altas. Em relação ao critério *Pose da Cabeça*, baixa pontuação foi aplicada quando o contexto indicava que o estudante estava fora da tarefa. Vinculou-se o termo *fora da tarefa* para situações em que o estudante aparentava não estar prestando atenção a determinada tarefa do jogo. A média pontuação foi considerada quando havia dúvidas quanto a classificá-lo como estando na tarefa ou fora dela.

³<https://obsproject.com/pt-br/download>

Associou-se que o estudante estava *na tarefa* quando ele parecia estar envolvido com a atividade pedagógica disponibilizada no jogo em dado momento. A pontuação máxima foi aplicada nos casos em que o contexto indicava que o estudante parecia estar na tarefa. Em relação ao critério *Piscagem*, considerou-se apenas pontuações baixas e altas, isto porque, neste critério, existem duas situações mutuamente exclusivas (ou o estudante está com os olhos abertos ou com os olhos fechados), uma indicando que o estudante está na tarefa e a outra indicando que não está. De maneira similar ao critério anterior, para o critério *Direção do Olhar*, também considerou-se pontuações baixas e altas e não foram utilizadas as pontuações médias, isto porque, ou o estudante olhava para a tela do jogo, ou ele não olhava.

Dimensão Emocional: Foram atribuídos pesos distintos às emoções reconhecidas automaticamente dentro da dimensão emocional. As emoções positivas (felicidade, surpresa e neutro), por estarem mais próximas do estado de engajamento, receberam pesos menores. Em contrapartida, emoções como tristeza, medo e raiva, que se aproximam do estado afetivo de tédio, foram atribuídas pesos maiores. Essa escolha se deve ao fato de que, no método proposto, os valores das métricas da dimensão comportamental são somados, enquanto os valores das emoções são subtraídos dessa soma. Dessa forma, emoções com pesos maiores (negativas) reduzem significativamente a pontuação final de engajamento, enquanto emoções com pesos menores (positivas) têm impacto reduzido na pontuação. A pontuação dos pesos foi baseada no trabalho de [Sharma et al. 2022].

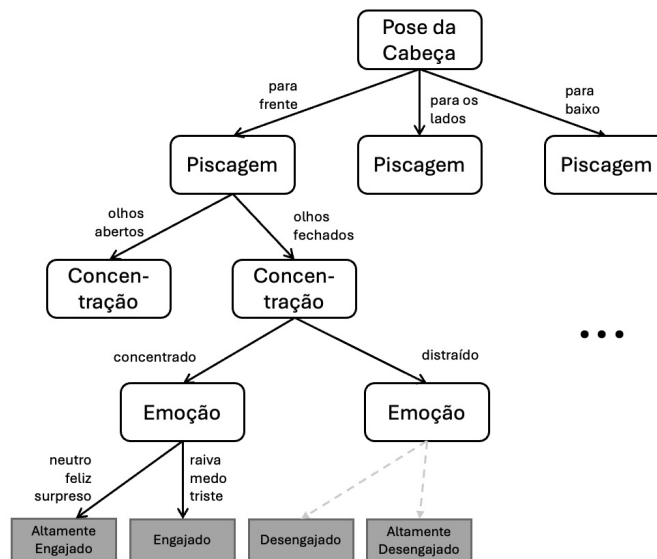
4.1. Processo automático de Estimação do Engajamento

A face do estudante e a tela do jogo anteriormente gravadas funcionam como entrada de dados do algoritmo implementado para estimar o engajamento de forma automática. A partir dessa entrada de dados, os seguintes passos são processados por esse algoritmo:

1. Prepara-se a entrada de dados extraíndo quadros dos vídeos de entrada e os armazenando em arquivos do tipo .jpg. A taxa de extração dos quadros (FPS) deve ser ajustada ao nível de detalhe em que se deseja avaliar o engajamento.
2. Detecta-se e recorta-se a região correspondente à face (Região de Interesse - RoI)
3. Extrai-se as características faciais da RoI (recursos faciais, marcos faciais ou unidades de ações).
4. Classifica-se, partir dos recursos extraídos da face no passo anterior, as emoções em *neutro, feliz, surpreso, raiva, medo* ou *triste*.
5. Estima-se a direção do olhar em: *olhando para frente, para os lados* ou *olhos fechados*.
6. Estima-se posição da cabeça em: *voltada para frente, para os lados* ou *para baixo*.
7. Estima-se o nível de engajamento a partir das medidas fornecidas nos passos 4, 5 e 6.

Para detalhar melhor o algoritmo, apresentamos a árvore de decisão da Figura 3, na qual a implementação do algoritmo se baseou para calcular as métricas descritas nos passos 1 até 7. Observa-se na Figura 3, que antes do algoritmo considerar a *direção do olhar* do estudante, verifica-se primeiro a *piscagem*, isto é, verifica-se se o olho está fechado ou aberto. Essa métrica é parte essencial do algoritmo pois, conceitualmente, só faz sentido verificar a direção do olhar (para frente ou para os lados) se os olhos estiverem abertos.

Figura 3. Árvore de Decisão para a Estimativa Automática do Engajamento



Ressalta-se que, diferentemente de emoções básicas, que são respostas do nosso corpo mais intensas e de curta duração, o engajamento (considerado neste artigo como uma emoção acadêmica) é menos intenso e tende a se manifestar de maneira mais prolongada. Devido a isso, unificamos as classes desengajado e altamente desengajado, considerando assim apenas 3 classes de engajamento: *altamente engajado*, *engajado* e *desengajado*. Para rotular efetivamente um estudante em uma das 3 classes, o algoritmo considerou as métricas estabelecidas a seguir:

- *altamente engajado*: alta atenção (olhos abertos, cabeça para frente e olhar fixo para a tela por longos períodos - 75% ou mais do tempo em que o estudante interagiu com o jogo) e predominância de emoções positivas como felicidade e o estado neutro.
- *engajado*: média atenção (olhos abertos, cabeça para frente e olhar fixo por períodos médios - entre 50 e 75% do tempo em que o estudante interagiu com o jogo) e predominância de emoções positivas, por exemplo, felicidade e surpresa.
- *desengajado*: baixa atenção (olhos completamente fechados, cabeça para frente e olhar fixo por períodos muito curtos - menos de 25% do tempo em que o estudante interagiu com o jogo) e predominância de emoções negativas como tristeza e medo.

Para validar o método automático, as respostas fornecidas no pós-questionário foram tabuladas e analisadas em conjunto com os resultados do processo automatizado, confirmando a coerência das análises realizadas. Esses dados estão apresentados na Tabela 1.

5. Resultados

A partir dos dados fornecidos pelo método automático, observou-se que 90% dos estudantes mantiveram a cabeça à frente, exceto o estudante 1. Todos os estudantes ficaram com os olhos abertos e direcionados para a tela do computador em mais de 75% do tempo.

Os estudantes permaneceram *concentrados* em mais de 75% do tempo, sendo classificados como *altamente engajados*. O estado afetivo *neutro* foi considerado um indicativo de concentração e envolvimento. Estudantes 4, 7, 8, 9 e 10 expressaram *neutro* em mais de 75% do tempo, enquanto estudantes 1, 2, 3, 5 e 6 demonstraram *neutro* em 30%, 28%, 44%, 32% e 38%, respectivamente.

Em relação aos resultados do método manual no Modelo Híbrido Semi-Automático, as respostas seguiram uma escala *Likert*⁴ de 5 pontos, focando nos grupos *Desafio versus Habilidades e Aprimoramento da Aprendizagem*:

- *Desafio versus Habilidades*: Observou-se que a opção 5 foi a mais popular, com 37 de 100 respostas possíveis, indicando que 4 dos respondentes estavam satisfeitos com os desafios e suas habilidades para vencê-los. As opções 1 e 2, com 12 e 10 respostas, respectivamente, sugerem que em cerca de 20% das ocasiões, os respondentes tiveram dificuldades em superar os desafios. As opções 3 e 4 foram escolhidas em 15 e 26 vezes, sugerindo que em 41% das ocasiões, os respondentes enfrentaram alguma dificuldade, mas conseguiram superá-la com esforço.
- *Aprimoramento da Aprendizagem*: As opções 4 e 5 foram as mais populares, escolhidas em 18 e 19 ocasiões de 50 possíveis, respectivamente, sugerindo que mais de 7 estudantes concordaram que a aprendizagem mediada por um jogo digital ampliou seus conhecimentos. Em 5 ocasiões, os respondentes escolheram a opção 3, indicando neutralidade sobre a melhoria do conhecimento. Em 8 ocasiões, os respondentes discordaram (4 escolhas) ou discordaram totalmente (4 escolhas) dessa melhoria.

Para responder à QP3 deste trabalho e investigar as principais dinâmicas emocionais observadas durante a interação com o jogo, optamos por comparar nossos resultados com o estudo de D’Mello et al. (2012), reconhecido como uma referência central no campo da dinâmica das emoções em ambientes de aprendizagem complexos. O estudo de D’Mello é amplamente citado devido à sua abordagem inovadora, que mapeia as transições emocionais dos estudantes durante processos de aprendizagem desafiadores, oferecendo um modelo teórico robusto para entender como emoções como surpresa, confusão e frustração influenciam o aprendizado. Nossos achados mostraram grande convergência com os de D’Mello e seus colegas. Por exemplo, confirmamos que os estudantes frequentemente demonstram surpresa diante de respostas inesperadas, confusão ao não compreenderem os desafios, e frustração quando essa confusão persiste sem resolução. Pequenas divergências foram observadas, mas não se mostraram significativas o suficiente para contrariar as teorias propostas por D’Mello.

Os principais pontos de convergência entre os estudos foram: (1) o tipo de aprendizagem proporcionada pelo objeto de estudo (aprendizagem complexa: geração de inferências, respostas a questões causais, diagnóstico e resolução de problemas, e aplicação do conhecimento adquirido); (2) o entendimento das definições dos estados afetivos relacionados à aprendizagem, como engajamento (associado ao equilíbrio e interesse), surpresa (associada à novidade e espanto), alegria (satisfação), confusão (desequilíbrio cognitivo), frustração (interrupções que bloqueiam metas), tédio (falta de interesse), e neutro (ausência de emoções aparentes); e (3) a confirmação das suposições observadas no estudo de D’Mello et al., que também foram vistas em nosso estudo: (S1) a transição de

⁴https://pt.wikipedia.org/wiki/Escala_Likert

engajamento para confusão ao detectar impasses, (S2) o retorno ao estado de engajamento se o impasse for resolvido, (S3) a transição da confusão para frustração se o impasse não for resolvido, e (S4) o fracasso persistente, relacionado à frustração, levando ao tédio.

As principais divergências entre os estudos foram: (1) o objeto de estudo utilizado (Sistema de Tutoria Inteligente *versus* Jogo Digital de Entretenimento com fins pedagógicos), (2) a consideração das emoções básicas no sequenciamento emocional (Engajamento/*flow*, confusão, frustração e tédio *versus* Felicidade, Surpresa, Raiva, Tristeza, Medo e Neutro), e (3) a avaliação da melhoria da aprendizagem e a associação do engajamento ao *flow*, sendo esta última uma contribuição exclusiva do presente estudo.

Destes entendimentos, exhibe-se na Figura 4 as mudanças nos estados afetivos dos estudantes observadas no presente estudo. Na figura, pode-se notar que estudantes aparentemente envolvidos em uma tarefa pedagógica (1), ao encontrarem obstáculos, normalmente ficavam surpresos (2) e tendiam a ficar confusos devido a um desequilíbrio cognitivo. Se o impasse era resolvido imediatamente, geralmente demonstravam felicidade (3) e voltavam a ficar engajados. Caso esse impasse persistisse, esboçavam raiva (4) e tendiam a ficar frustrados. Quando recebiam feedback sobre seu desempenho na tarefa e/ou suporte online (informações sobre como resolver a tarefa), tendiam a ficar neutros (5) e introspectivos ao assimilarem as novas informações. Em seguida, ao tentarem novamente superar o desafio inicial, agora de posse das informações recém-recebidas, tendiam a ficar inquietos (confusos) e, se tivessem êxito, ficavam felizes (3) e engajados novamente. Caso a situação relatada no item (4) persistisse, tendiam a sentir medo real de fracassar e tristeza (6) ao perceberem que o fracasso era iminente e, posteriormente, tédio, momento em que se desconectavam do processo de aprendizagem.

Na Figura 5, enfatiza-se e detalha-se as transições ocorridas entre as emoções acadêmicas sugeridas por D’Mello et al. (2012), intercaladas pelas emoções básicas [Ekman et al. 1987], e o *flow* [Csikszentmihalyi 2008]. Considera-se que os eventos A1, A2, A3 e A4 correspondem a momentos distintos em que os desafios apresentados no jogo e as habilidades dos estudantes para resolvê-los estavam em equilíbrio ou não. Considera-se os números de 1 a 8 como estados de transição emocional dos estudantes em resposta a uma situação do jogo. Observa-se que um estudante engajado (ou em *flow*) geralmente expressava neutralidade ou felicidade (1), inclusive contava aos seus pares, os desafios que havia conseguido ultrapassar, expressando sorrisos. Esse sentimento se tornava claro quando havia um equilíbrio entre o desafio que ele se deparava no jogo em dado momento e as habilidades e conhecimentos de que dispunha para enfrentá-lo (resolvê-lo). Isso está representado na Figura 5 como A1 e A4.

6. Análise e Discussão dos Resultados

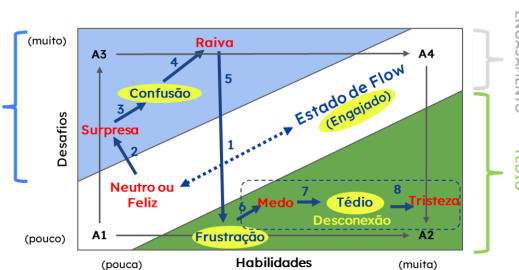
A partir da análise das respostas individuais dadas por cada estudante às questões do grupo *Desafios Vs Habilidades* e da estimativa automática do engajamento comportamental do modelo híbrido proposto, vários *insights* emergiram sobre o comportamento e as percepções dos estudantes durante a interação com o JED. A Tabela 1 resume as principais observações.

Figura 4. Transições entre as Emoções no jogo Battle Royale.



Fonte: Próprio Autor.

Figura 5. Transições das Emoções e o Flow no jogo Battle Royale.



Fonte: Próprio Autor.

Tabela 1. Resumo dos Resultados de Engajamento e Relatos dos Estudantes

Estudante	Tempo Altamente Engajado	Tempo Engajado	Relato Pessoal
1	40%	53%	Concordou/Neutro
2	38%	53%	Concordou Totalmente (exceto uma ocasião)
3	43%	49%	Concordou/Indeciso
4	95%	-	Concordou Totalmente (exceto uma ocasião)
5	37%	57%	Concordou Totalmente/Maioria das vezes
6	47%	34%	Concordou Totalmente/Maioria das vezes
7	91%	-	Concordou
8	96%	-	Concordou Totalmente/Maioria das vezes
9	86%	10%	Concordou Totalmente/Maioria das vezes
10	77%	-	Concordou Totalmente/Maioria das vezes

Os dados mostraram que a maioria dos estudantes se mantiveram altamente engajados durante a maior parte do tempo de interação com o jogo. Notou-se uma forte associação entre a facilidade de controle do jogo e o nível de engajamento. Estudantes que encontraram menos dificuldades em manipular o jogo demonstraram níveis mais elevados de engajamento, o que está alinhado com a teoria de *flow* [Csikszentmihalyi 2008], onde um equilíbrio entre desafio e habilidade é crucial para a manutenção do *flow*.

Além disso, os relatos pessoais dos estudantes complementaram os dados de engajamento, sugerindo que as emoções positivas associadas ao jogo, como a diversão e a ausência de tédio, contribuíram significativamente para a experiência de aprendizado. Por exemplo, os estudantes 1, 4, 7, e 8 mostraram níveis extremamente altos de engajamento, com 90% ou mais do tempo classificado como altamente engajado, corroborando suas afirmações de que o jogo era agradável e estimulante.

No entanto, o estudante 6, que teve 16% do tempo classificado como desengajado, destacou a importância de adaptar os jogos educacionais para acomodar diferentes níveis de habilidade e familiaridade com jogos. Este ponto levanta uma questão crítica sobre a necessidade de personalização e adaptação nos JED para maximizar o engajamento e a eficácia educacional para todos os estudantes, independentemente de suas habilidades

prévias.

6.1. Retomada das Questões de Pesquisa

Nesta subseção, retomamos as questões de pesquisa formuladas inicialmente para discutir como os resultados obtidos respondem a cada uma delas.

QP1: De que forma os desafios propostos em um JED e as habilidades dos estudantes em superá-los influenciam seu engajamento e aprendizagem? Os resultados indicaram que a facilidade de controle do jogo e o nível de desafio foram determinantes para o engajamento dos estudantes. Estudantes com habilidades adequadas para superar os desafios propostos mostraram níveis mais elevados de engajamento e relataram maior satisfação com a experiência de aprendizagem.

QP2: Como as emoções e posturas dos estudantes durante o JED se relacionam com seus níveis de engajamento? A análise dos dados mostrou que as emoções positivas, como felicidade e surpresa, estavam associadas a níveis mais altos de engajamento. Posturas indicativas de atenção, como cabeça voltada para a tela e olhos abertos, também foram encontradas em altos níveis de engajamento. Essas observações sugerem que tanto os aspectos emocionais quanto comportamentais são críticos para identificar o engajamento dos estudantes.

QP3: Quais são as principais dinâmicas emocionais observadas durante a interação com o JED? As dinâmicas emocionais observadas incluíram transições frequentes entre surpresa, confusão, felicidade e engajamento. Estudantes que conseguiram superar os desafios do jogo frequentemente experimentaram sentimentos de felicidade e engajamento, enquanto aqueles que encontraram dificuldades persistentes exibiram sinais de frustração e desengajamento.

Os resultados sugerem que os *designers* de JED devem considerar a personalização dos níveis de desafio para manter o equilíbrio entre desafio e habilidade dos estudantes. Teoricamente, o estudo reforça a importância da integração de múltiplas dimensões de dados para uma avaliação mais completa do engajamento dos estudantes.

6.2. Ameaças à Validade

Apesar dos resultados promissores, este estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas:

- **Diversidade de Emoções Acadêmicas:** Não foram considerados dados de emoções acadêmicas mais específicas, que podem ser mais relevantes em ambientes de *e-learning*.
- **Seleção de Trechos de Vídeo:** A seleção dos trechos de vídeo pode não ter representado adequadamente os comportamentos dos estudantes durante a totalidade da interação.
- **Taxa de Extração de Quadros:** A extração de quadros a uma taxa maior (e.g., 30 FPS) poderia fornecer dados mais detalhados e potencialmente diferentes.
- **Gênero do Jogo:** O modelo foi testado apenas com um tipo de jogo, sendo necessário validar o modelo híbrido em outros cenários para garantir a generalização dos resultados.

- **Identificação de Transições Comportamentais:** Não foram identificados os momentos exatos das mudanças comportamentais e afetivas dos estudantes, o que é crucial para entender melhor os elementos do jogo que provocam essas mudanças.
- **Controle de Parâmetros Ambientais:** Parâmetros como angulação da cabeça, iluminação e oclusões faciais (óculos, boné, barba, etc.) não foram totalmente controlados, o que pode ter influenciado os resultados.

Estas ameaças à validade destacam a importância de futuras pesquisas para explorar e mitigar esses fatores, assegurando a robustez e a aplicabilidade do modelo proposto em diferentes contextos e com diferentes populações de estudantes.

7. Conclusão

No estudo realizado, os estudantes permaneceram engajados durante a maior parte do tempo em que interagiram com o jogo. Atribuiu-se esse alto engajamento ao gênero do jogo e ao fato de ser um título de entretenimento consagrado, utilizado aqui com propósitos educacionais. Concluiu-se também que a inabilidade em jogar pode ser um fator preponderante para que o usuário se desmotive e desista, mesmo que o jogo apresente cenários realistas, sistemas de feedback e progresso, uma boa narrativa, e objetivos claros. Estudantes mais habituados a jogar, com maior controle do jogo, tenderam a se divertir mais e sentir mais prazer, demonstrando maior propensão a se envolver, em consonância com entendimentos anteriores [Wan and Chiou 2007, Sell et al. 2008, Isbister and Schaffer 2008]. As constatações do presente estudo estão em sinergia com o modelo criado por González Sánchez et al. (2009) para medir a jogabilidade, particularmente com as propriedades do atributo *aprendizagem*.

Além disso, concluiu-se que, para a maioria dos estudantes, o jogo aprimorou seus conhecimentos sobre os temas abordados, corroborando o estudo de Kiili et al. (2012), que sugere que uma das consequências do *flow* e, conseqüentemente, do *engajamento*, é a melhoria da aprendizagem e do comportamento exploratório. No entanto, nossos resultados vão além da simples confirmação da teoria do *flow*. Desenvolvemos um método híbrido inovador para estimar o engajamento de estudantes em JEDs, que integra dados comportamentais e emocionais. Esse método combina técnicas de visão computacional para reconhecimento de expressões faciais (dados emocionais) e análise de movimentos da cabeça e direção do olhar (dados comportamentais), complementados por dados de autorrelato para validação. Essa abordagem oferece uma nova perspectiva para avaliar o estado emocional dos estudantes e a relação entre suas habilidades e os desafios propostos pelo jogo.

Além de validar a teoria do *flow* no contexto dos JEDs, nosso trabalho introduz uma metodologia prática para identificar pontos de ruptura no fluxo que podem prejudicar o engajamento dos estudantes. Esses *insights* podem guiar o *redesign* de jogos educacionais, maximizando seu potencial para engajar os estudantes e promover o aprendizado de maneira mais eficaz. Acredita-se que mais pesquisas são necessárias para determinar as causas e efeitos entre o design de jogos educacionais e os estados afetivos dos estudantes, especialmente no que diz respeito ao *flow*, além de se considerar outras emoções além das seis emoções básicas de Paul Ekman. Em resumo, nossa pesquisa oferece uma nova ferramenta prática para melhorar a eficácia dos JEDs, além de expandir o entendimento sobre o papel das emoções no engajamento em ambientes gamificados.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001. Gostaríamos de reconhecer que este artigo foi revisado utilizando o ChatGPT 4o, com engenharia de *prompts* projetada para aprimorar a clareza e o fluxo do manuscrito inicial dos autores. Após essa revisão, o artigo passou por uma revisão minuciosa pelos autores, que assumem total responsabilidade pelo conteúdo final.

Referências

- Ahmed, A. A. and Goodwin, M. S. (2017). Automated detection of facial expressions during computer-assisted instruction in individuals on the autism spectrum. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 6050–6055, [S.l.]. s.n.
- Csikszentmihalyi, M. (1998). *Finding Flow: The Psychology of Engagement with Everyday Life*. Basic Books (AZ), New York, NY, USA, revised ed. edition.
- Csikszentmihalyi, M. (2008). *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Harper Perennial, New York, inglês edition.
- D’Mello, S. and Graesser, A. (2012). Dynamics of affective states during complex learning. *Learning and Instruction*, 22(2):145–157.
- Ekman, P., Friesen, W. V., O’sullivan, M., Chan, A., Diacoyanni-Tarlatzis, I., Heider, K., Krause, R., LeCompte, W. A., Pitcairn, T., Ricci-Bitti, P. E., et al. (1987). Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion. *Journal of personality and social psychology*, 53(4):712.
- González Sánchez, J. L., Padilla Zea, N., and Gutiérrez, F. L. (2009). From usability to playability: Introduction to player-centred video game development process. In *Human Centered Design: First International Conference, HCD 2009, Held as Part of HCI International 2009, San Diego, CA, USA, July 19-24, 2009 Proceedings 1*, pages 65–74. Springer.
- Gupta, S. K., Ashwin, T., and Guddeti, R. M. R. (2019). Students’ affective content analysis in smart classroom environment using deep learning techniques. *Multimedia Tools and Applications*, 78:25321–25348.
- Isbister, K. and Schaffer, N. (2008). "Gamenics" and its Potential-Interview with Akihiro Saito, Professor, Ritsumeikan University, College of Image Arts and Sciences; Director, Bmat Japan, pages 357–379. O’Reilly Media, Inc.
- Kiili, K., De Freitas, S., Arnab, S., and Lainema, T. (2012). The design principles for flow experience in educational games. *Procedia Computer Science*, 15:78–91.
- Klein, R. and Celik, T. (2017). The wits intelligent teaching system: Detecting student engagement during lectures using convolutional neural networks. In *2017 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, pages 2856–2860. IEEE.
- Mansoor Iqbal (2024). Fortnite usage and revenue statistics (2024). Disponível em: <https://www.businessofapps.com/data/fortnite-statistics/>. Acesso em: 10 fevereiro 2024.

- Ninaus, M., Greipl, S., Kiili, K., Lindstedt, A., Huber, S., Klein, E., Karnath, H.-O., and Moeller, K. (2019). Increased emotional engagement in game-based learning—a machine learning approach on facial emotion detection data. *Computers & Education*, 142:103641.
- Psaltis, A., Apostolakis, K. C., Dimitropoulos, K., and Daras, P. (2017). Multimodal student engagement recognition in prosocial games. *IEEE Transactions on Games*, 10(3):292–303.
- Sell, K., Lillie, T., and Taylor, J. (2008). Energy expenditure during physically interactive video game playing in male college students with different playing experience. *Journal of American College Health*, 56(5):505–512.
- Sharma, P., Joshi, S., Gautam, S., Maharjan, S., Khanal, S. R., Reis, M. C., Barroso, J., and de Jesus Filipe, V. M. (2022). Student engagement detection using emotion analysis, eye tracking and head movement with machine learning. In *International Conference on Technology and Innovation in Learning, Teaching and Education*, pages 52–68. Springer.
- Thiruthuvanathan, M. M., Krishnan, B., and Rangaswamy, M. (2021). Engagement detection through facial emotional recognition using a shallow residual convolutional neural networks. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 14(2):236–247.
- Wan, C.-S. and Chiou, W.-B. (2007). The motivations of adolescents who are addicted to online games: A cognitive perspective. *Adolescence*, 42:179–97.
- Whitehill, J., Serpell, Z., Lin, Y.-C., Foster, A., and Movellan, J. R. (2014). The faces of engagement: Automatic recognition of student engagement from facial expressions. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(1):86–98.
- Zaletelj, J. and Košir, A. (2017). Predicting students’ attention in the classroom from kinect facial and body features. *EURASIP journal on image and video processing*, 2017(1):1–12.