

14º Congresso de Inovação, Ciência e Tecnologia do IFSP- 2023

MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO ENGAJAMENTO COMPORTAMENTAL DO ESTUDANTE EM JOGOS EDUCACIONAIS DIGITAIS

CAROLINA B. OLIVEIRA¹, MA. NELSON NASCIMENTO JUNIOR², JOÃO VICTOR S. PEREIRA³

¹Graduando em Engenharia de Controle e Automação, Bolsista PIBIFSP, IFSP, Campus Cubatão, c.barusso@aluno.ifsp.edu.br.

² Professor Mestre, IFSP Campus Cubatão

³ Graduando em Ensino Médio Técnico, IFSP, Câmpus Cubatão, pereira.joao2@aluno.ifsp.edu.br

Área de conhecimento (Tabela CNPq): 1.03.01.01-1 Computabilidade e Modelos de Computação

RESUMO: Este artigo aborda a necessidade de identificar as emoções em ambientes digitais, destacando a criação de uma rede para avaliar o engajamento dos estudantes em jogos educacionais digitais. A metodologia empregada envolveu a aplicação do algoritmo Random Forest para treinamento, fazendo uso de técnicas de aprendizado de máquina e vídeos dos próprios autores. Através do rastreamento da pose da cabeça e da direção do olhar dos estudantes durante a interação com o jogo, foram identificados indicadores de desengajamento, como tédio ou sonolência, com base nos critérios estabelecidos pelo Circumplexo de Russell. Os resultados obtidos demonstraram um desempenho satisfatório, com a capacidade de processar dados faciais e gerar rótulos em tempo real para os quadros de vídeo analisados. A aplicação desta abordagem permite uma análise do comportamento dos estudantes, contribuindo para a melhoria das experiências de aprendizagem virtual e aprimoramento das estratégias de ensino.

PALAVRAS-CHAVE: Engajamento de estudantes, jogos educacionais digitais, expressões faciais e corporais, aprendizagem virtual.

METHOD FOR EVALUATING THE AFFECTIVE STATE OF STUDENTS IN LEARNING ENVIRONMENTS.

ABSTRACT: This article addresses the need to identify emotions in digital environments, highlighting the creation of a network to assess student engagement in digital educational games. The methodology employed involved the application of the Random Forest algorithm for training, utilizing machine learning techniques and videos from the authors themselves. Through tracking

students' head pose and gaze direction during interaction with the game, indicators of disengagement, such as boredom or drowsiness, were identified based on criteria established by the Russell Circumplex. The obtained results demonstrated satisfactory performance, with the capability to process facial data and generate real-time labels for analyzed video frames. The application of this approach enables an analysis of student behavior, contributing to the enhancement of virtual learning experiences and the refinement of teaching strategies.

KEYWORDS: Student engagement, digital educational games, facial and bodily expressions, virtual learning.

INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, houve um aumento no interesse em permitir que máquinas compreendam e identifiquem estados afetivos, além de interpretar sinais sociais, particularmente focando em expressões faciais e outros aspectos relacionados ao comportamento humano (DE LA TORRE E COHN, 2011), especialmente na área da educação (SILVA, SILVA E SILVA NETO, 2022).

Nesse trabalho é proposto o desenvolvimento de um método que integra medidas objetivas e subjetivas para avaliar o engajamento dos estudantes em jogos educacionais digitais (JEDs). Devido à limitação de observar "in loco" o comportamento e o estado afetivo dos estudantes em ambientes virtuais de aprendizagem remota (SILVA, SILVA E SILVA NETO, 2022), o estudo busca aplicar um modelo computacional capaz de rastrear pistas comportamentais visíveis de estudantes como, a pose da cabeça e a direção do olhar dos estudantes enquanto interagem com os JEDs, bem como identificar se eles estão sonolentos ou entediados.

MATERIAIS E MÉTODOS

Uma revisão bibliográfica foi conduzida para embasar a pesquisa, visando identificar posturas corporais frequentemente associadas ao engajamento ou desengajamento. No contexto da avaliação do engajamento dos estudantes, foram estabelecidos critérios baseados em indicadores como a postura da cabeça, a direção do olhar e a posição das mãos. Estes critérios foram fundamentados por meio de análises de fontes e pesquisas, incluindo a contribuição de Carroll *et al.* (1999) e seu Modelo Circunplexo de Russell, conforme ilustrado na Figura 1.

O Modelo Circunplexo oferece uma estrutura organizada com dimensões que representam valência (prazer ou desprazer) e ativação percebida (alta ou baixa). Esta representação visual das interações entre essas dimensões, mais proeminentes próximo ao centro e diminuindo gradualmente à medida que se afastam, permite a interpretação das poses identificadas, como tédio, neutro e feliz, dentro desse espaço emocional. Carroll *et al.* (1999) Essa

abordagem contribui para uma análise do comportamento dos estudantes durante as interações com JEDs



FIGURA 1. Dimensões e variáveis do Circumplexo de Russell

Fonte: Adaptado de Carroll *et al.* (1999)

Diversas posturas corporais podem fornecer pistas sobre o comportamento humano, particularmente, sobre os estados emocionais dos indivíduos. Por exemplo, quando alguém coloca as mãos no rosto, especialmente cobrindo a boca ou esfregando os olhos, isso pode indicar desinteresse ou desagrado em relação ao que está sendo dito. Essa ação pode ser interpretada como uma forma de demonstrar discordância ou descontentamento com o conteúdo apresentado. Além disso, inclinar a cabeça e o queixo para baixo pode intensificar a sensação de negatividade ou hostilidade em relação à situação ou interlocutor (PEASE; PEASE, 2012).

A partir dos critérios previamente definidos, desenvolveu-se um modelo de "machine learning" voltado para a estimativa da pose corporal, da pose da cabeça e da direção do olhar. Para construir esse modelo, utilizou-se a linguagem de programação Python na versão 3.8 (PYTHON SOFTWARE FOUNDATION, 2019), a biblioteca MediaPipe 0.9.2.1 do Google (GOOGLE, 2023) e a IDE PyCharm Community Edition 2022.3.3 desenvolvida pela JetBrains (JETBRAINS, 2023). Os dados foram submetidos a treinamento utilizando os algoritmos de Máquinas de Vetor de Suporte (SVM) e Árvore Aleatória (Random Forest). O algoritmo Random Forest se destacou nessa etapa com uma acurácia atingindo 97%, sendo assim o escolhido para a aplicação.

Para construir a rede treinada, foi realizada a coleta de vídeos nos quais os autores simularam uma variedade de poses, representando diferentes direções de cabeça e olhar. As técnicas de treinamento foram aplicadas aos vídeos coletados, culminando no desenvolvimento de um modelo com habilidade para realizar a classificação necessária.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

O modelo treinado foi testado com vídeos gravados com imagens posadas dos próprios autores e apresentou um desempenho satisfatório ao lidar com imagens e vídeos em que a posição da câmera e a iluminação eram favoráveis para a visualização do rosto.

As Figuras 2, 3 e 4 ilustram a comparação entre a fotografia original à esquerda e a imagem processada e rotulada à direita. Nas Figuras 3 e 4, os marcadores "R" e "L" em amarelo indicam a direção dos olhos em relação à tela, permitindo o rastreamento da atenção do aluno e se houve dispersão ao olhar para fora da área de visualização. No canto superior direito, em azul, é exibido um número com uma escala de 0 a 1, indicando a probabilidade da pose identificada conforme o treinamento da rede.

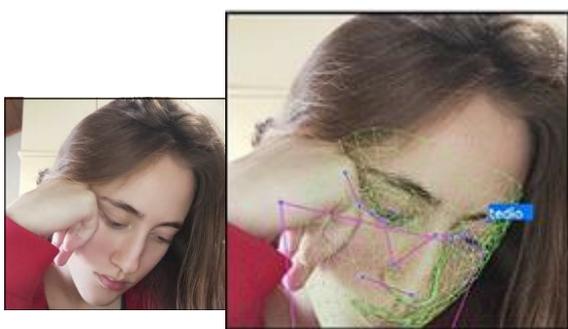


FIGURA 2. Expressão Tédio

Fonte: De Autoria Própria (2023)

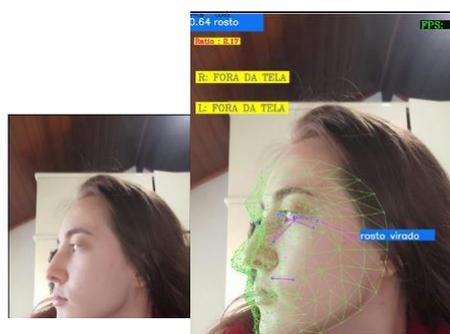


FIGURA 3. Rosto Virado

Fonte: De Autoria Própria (2023)

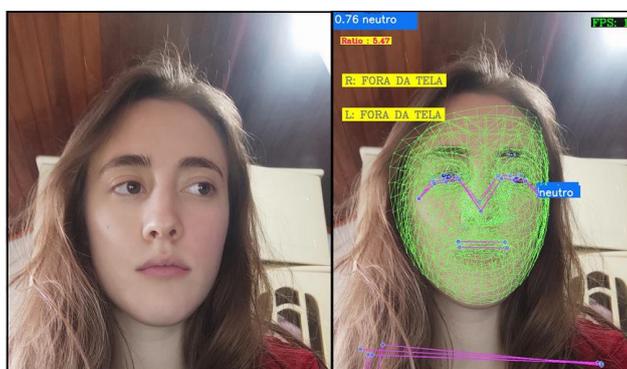


FIGURA 4. Expressão Neutra com olhos Fora da Tela

Fonte: De Autoria Própria (2023)

Nesse contexto de gravação de alunos em um jogo educativo, uma ferramenta foi desenvolvida no Excel para facilitar a análise dos resultados. Essa ferramenta é capaz de gerar gráficos com base nos quadros rotulados do vídeo. Nas Figuras 5 e 6 são exibidos os resultados de um vídeo de 36 segundos de um aluno enquanto interagia com um jogo educacional do gênero “Battle Royale”.

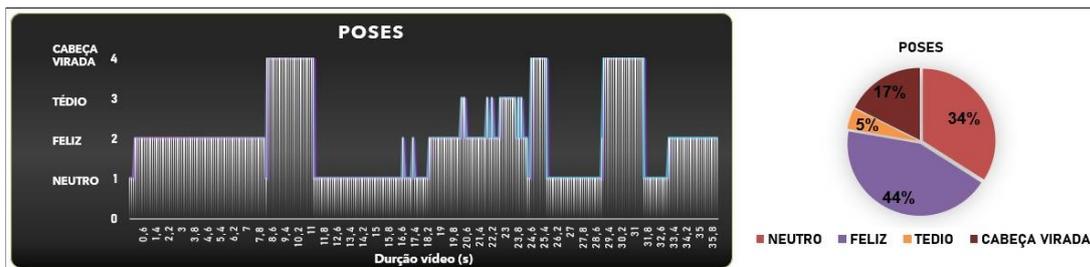


FIGURA 5. Gráficos das Poses captadas durante o vídeo.

Fonte: De Autoria Própria (2023).

A Figura 5 exibe dois gráficos essenciais para a análise do desempenho do aluno durante o vídeo educativo. O primeiro gráfico retrata no eixo vertical as diferentes poses expressadas pelo estudante na linha do tempo: neutro, feliz, tédio e cabeça virada. Essa representação permite uma análise detalhada do momento em que cada pose ocorreu, proporcionando insights sobre o comportamento enquanto interagia com o jogo. O gráfico de pizza, por sua vez, exibe os percentuais totais de cada pose.

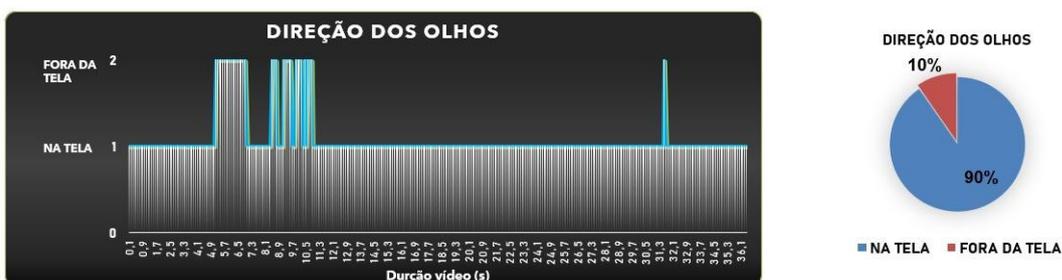


FIGURA 6. Gráficos da direção dos olhos captadas durante o vídeo.

Fonte: De Autoria Própria (2023).

Na Figura 6, o gráfico de linha mostra a direção do olhar do aluno, revelando momentos em que ele desviou o olhar da tela. Essa informação é um complemento aos gráficos da Figura 5, pois indica possíveis sinais de desatenção ou distração. Por fim, o gráfico de pizza apresenta a porcentagem do tempo que o aluno manteve seu olhar na tela, oferecendo uma visão quantitativa do nível de envolvimento visual do aluno com o conteúdo. Juntos, esses gráficos fornecem uma análise abrangente do comportamento do aluno durante o jogo educacional, permitindo uma avaliação mais precisa do seu desempenho.

CONCLUSÕES

Neste artigo, é apresentado um método promissor para avaliar o engajamento dos estudantes em jogos educacionais digitais, por meio da integração de medidas objetivas e subjetivas. O rastreamento da a pose da cabeça e a direção do olhar dos estudantes durante a

interação com o jogo, permite identificar sinais de desengajamento, como tédio ou sonolência. Os resultados obtidos são satisfatórios, fornecendo informações sobre o comportamento dos estudantes durante as atividades educacionais aplicadas a partir de ambientes virtuais/digitais. No entanto, é importante destacar que existem limitações de dados e aspectos que podem ser aprimorados.

Um dos desafios enfrentados foi a disponibilidade limitada de dados para treinar o modelo, o que pode afetar a precisão em certas situações. Projetos futuros incluem a coleta de um volume maior de dados para melhorar a robustez do sistema e estimar com mais precisão a atenção dos estudantes durante um jogo educacional. Além disso, há a intenção de aprimorar a interface gráfica da aplicação, desenvolvendo novos dashboards e recursos facilitando a visualização e interpretação dos resultados. Isso proporcionará aos educadores uma compreensão mais completa dos momentos de engajamento e desengajamento dos alunos, possibilitando ajustes nas estratégias pedagógicas. Trabalhos futuros pretendem-se adicionar um mapa de calor para ser possível analisar as áreas da tela onde o aluno olhou por mais tempo, não só se está olhando para tela ou não. Além de melhorar a apresentação dos gráficos de resultados para uma melhor eficiência e entendimento.

REFERÊNCIAS

- Carroll, J. M., Yik, M. S. M., Russell, J. A., & Barrett, L. F. (1999). On the psychometric principles of affect. *Review of General Psychology*, 3(1), 14-22. doi: 10.1037/1089-2680.3.1.14
- De la Torre, F., & Cohn, J. F. (2011). Facial Expression Analysis. In *Guide to Visual Analysis of Humans: Looking at People*. Disponível em: <https://www.semanticscholar.org/paper/Facial-Expression-Analysis-Torre-Cohn/d0a21f94de312a0ff31657fd103d6b29db823caa>. Acesso em: 10 jul. 2023
- GOOGLE.Mediapipe:Live ML anywhere (2023). Disponível em: <https://pypi.org/project/mediapipe/0.9.2.1/>. Acesso em: 27 out. 2023.
- JETBRAINS.Pycharm: O IDE Python para desenvolvedores profissionais. (2023) Disponível em: <https://www.jetbrains.com/pt-br/pycharm/>. Acesso em: 27 out. 2023.
- PEASE, Barbara; PEASE, Allan. "Desvendando os segredos da linguagem corporal." 2012. Disponível em: <https://extra.globo.com/noticias/saude-e-ciencia/saiba-como-identificar-seu-filho-sofre-ou-comete-bullying-o-que-fazer-para-ajuda-lo-22004968.html>. Acesso em: 19 jul. 2023.
- PYTHON SOFTWARE FOUNDATION.Python(2019). Disponível em: <https://www.python.org/downloads/release/python-380/>. Acesso em:27 out.2023.
- SILVA, J. V. da; SILVA, D. B. F. da; SILVA NETO, J. F. da. Ensino de Matemática na pandemia: reflexões sobre os desafios de pibidianos. *Boletim Cearense de Educação e História da Matemática*, [S. l.], v. 9, n. 27, p. 1–12, 2022. DOI: 10.30938/bocehm.v9i26.7472. Disponível em: <https://revistas.uece.br/index.php/BOCEHM/article/view/7472>. Acesso em: 18 jul. 2023.