

## 15º Congresso de Inovação, Ciência e Tecnologia do IFSP - 2024

### Método de Avaliação do Engajamento em Ambientes Virtuais de Aprendizado

JOÃO VICTOR S. PEREIRA <sup>1</sup>, NELSON NASCIMENTO JUNIOR <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Graduando no Técnico em Informática Integrado ao Ensino Médio, Bolsista PIBIFSP, IFSP, Campus Cubatão, pereira.joao2@aluno.ifsp.edu.br.

<sup>2</sup> Professor EBTT, IFSP, Campus Cubatão, nelsonjr@ifsp.edu.br

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

#### RESUMO:

O artigo explora a influência das emoções no processo de aprendizado, destacando como emoções positivas, como o engajamento, podem facilitar a aprendizagem. As emoções acadêmicas principais incluem engajamento, frustração, confusão e tédio, sendo o engajamento o único fator considerado amplamente positivo, essencial para a motivação e assimilação de conteúdo. O estudo propõe uma análise do engajamento em ambientes virtuais de aprendizado (AVA), utilizando um modelo de aprendizado profundo treinado com os conjuntos de dados Daisee e Student-engagement-dataset. Este estudo foi validado com vídeos de um dos autores interagindo com o AVA Moodle, revelando que o engajamento variou conforme a natureza da tarefa, com maior engajamento observado em atividades práticas em comparação com aulas teóricas. Os resultados indicaram que a dificuldade da atividade não impactou significativamente o engajamento, que foi alto tanto em atividades difíceis quanto em tarefas mais fáceis. Isso sugere que o engajamento está mais relacionado ao tipo de tarefa e ao nível de interação emocional do estudante do que à dificuldade percebida. O estudo enfatiza a importância de adaptar estratégias pedagógicas para criar ambientes de aprendizado que desafiem os estudantes de maneira a estimular seu engajamento emocional, independentemente da dificuldade das tarefas.

**PALAVRAS-CHAVE:** Emoções acadêmicas; Computação afetiva; Aprendizado de máquina.

#### Assessment Method for Engagement in Virtual Learning Environments

#### ABSTRACT:

The article explores the influence of emotions on the learning process, highlighting how positive emotions, such as engagement, can facilitate learning. The main academic emotions include engagement, frustration, confusion, and boredom, with engagement being the only factor widely considered positive, essential for motivation and content assimilation. The study proposes an analysis of engagement in virtual learning environments (VLEs), using a deep learning model trained with the Daisee and Student-engagement-dataset. The research involved recording a student during academic activities, revealing that engagement varied according to the nature of the task, with higher engagement observed in practical activities compared to theoretical classes. The results indicated that the difficulty of the task did not significantly impact engagement, which was high both in difficult and easier tasks. This suggests that engagement is more related to the type of task and the level of emotional interaction of the student than to perceived difficulty. The study emphasizes the importance of adapting pedagogical strategies to create learning environments that challenge students in a way that stimulates their emotional engagement, regardless of the difficulty of the tasks.

**KEYWORDS:** academic emotions, affective computing; machine learning.

## INTRODUÇÃO

As emoções fazem parte do processo cognitivo humano, portanto, o ser humano expressa diferentes emoções a todo momento, inclusive em ambiente acadêmico. Algumas emoções consideradas positivas, como o engajamento, a curiosidade ou o divertimento, podem ajudar na aprendizagem de estudantes, enquanto estados de tédio ou frustração, por exemplo, tendem a dificultar o desenvolvimento dos mesmos (Pekrun, 2011). As principais emoções expressas em ambiente acadêmico, conhecidas como emoções acadêmicas, são o Engajamento, a Frustração, a Confusão e o Tédio, que representam os diferentes estados afetivos em que os estudantes normalmente se encontram. Dentre as emoções acadêmicas, o engajamento é o único considerado positivo quando experienciado, mesmo que a confusão possa ser considerada tanto positiva quanto negativa, a depender dos casos (D’Mello *et al.*, 2014). Sendo assim, um dos objetivos dos métodos de aprendizado é também manter os estudantes engajados, pois ele funciona como um indicativo de motivação e assimilação do conteúdo.

O engajamento como emoção, assim como as outras emoções acadêmicas, depende do contexto cultural e pessoal a qual o estudante é submetido, logo, as emoções acadêmicas não são universais. A universalidade das emoções é a ideia de que certas emoções básicas são comuns a todos os seres humanos, independentemente de cultura, língua ou contexto social (Ekman, 1994).

Este trabalho busca contribuir para a compreensão do engajamento em AVA’s (ambientes virtuais de aprendizado), propondo estabelecer as relações entre o engajamento e suas respostas fisiológicas por meio de uma análise de dados sobre o nível de engajamento de estudantes enquanto experienciam AVA’s. Inicialmente este estudo foi validado somente com vídeos coletados de um dos autores enquanto experimentava um AVA.

## MATERIAL E MÉTODOS

Primeiramente, foi realizado o treinamento do modelo para estimar o engajamento dos estudantes, usando o conjunto de dados Daisee. O Daisee (Database for Affective States in E-learning Environments) contém vídeos rotulados com quatro emoções acadêmicas principais: engajamento, tédio, confusão e frustração, e cada uma dessas emoções foi rotulada com um nível de intensidade variando de 0 a 3. A utilização desse *dataset* foi complementada pelo Student-engagement-dataset, que possui imagens de indivíduos categorizados entre engajados e não engajados, sendo utilizado como forma de validação do modelo treinado. Esses dois *datasets* forneceram as informações necessárias para a criação de um modelo capaz de prever o nível de engajamento de estudantes com base em suas expressões faciais.

Após a seleção das bases de dados, foram estabelecidos os tipos de extração do Daisee. Assim, foram separados apenas os rótulos relativos ao engajamento, em seus 4 níveis: “muito desengajado” (0), “desengajado” (1), “engajado” (2), “muito engajado” (3). Com o Daisee, foi feita a extração de frames dos vídeos em duas etapas: uma extração desbalanceada e outra balanceada. Na extração desbalanceada, foram retirados quadros de todos os vídeos a uma taxa de 1 quadro por segundo. Já na extração balanceada, houve um foco nos vídeos rotulados como “muito desengajado” e “desengajado”, com uma taxa de 5 quadros por segundo, enquanto os vídeos “engajado” e “muito engajado” seguiram a taxa de 1 quadro por segundo.

Foi proposta a utilização de Redes Neurais Convolucionais para o treinamento dos modelos. Uma Rede Neural Convolucional (CNN, do inglês Convolutional Neural Network) é um tipo de rede neural projetada especificamente para o processamento de dados com estrutura em grade, como imagens. Sua arquitetura é composta por camadas convolucionais, que aplicam filtros sobre a entrada, extraíndo características relevantes ao detectar padrões como bordas, texturas e formas. As CNNs utilizam camadas de *pooling* para reduzir a dimensionalidade dos dados, mantendo as características mais importantes e minimizando a quantidade de parâmetros. Ao longo das camadas, as redes convolucionais

aprendem representações hierárquicas dos dados. As camadas totalmente conectadas, no final da rede, fazem a classificação ou regressão com base nas características extraídas.

Os frames extraídos foram submetidos ao algoritmo de *Haar cascade*, que identificou e recortou as faces dos estudantes, sendo todas redimensionadas para 64x64 pixels e transformadas em preto e branco. Com os dados processados, foram treinadas duas CNN's, uma para cada forma de extração (balanceada e desbalanceada). Após diversos testes e ajustes, o modelo selecionado foi a CNN treinada com a extração balanceada, que alcançou uma acurácia de 78%. A partir do modelo treinado, foi possível submeter vídeos de um dos autores, que é estudante de um Curso Técnico de Informática integrado ao Ensino Médio do Instituto Federal de São Paulo Campus Cubatão, enquanto interagiu com o Moodle. O Moodle é uma plataforma de aprendizado online usada para criar ambientes virtuais de ensino. Ele permite que educadores criem cursos, distribuam materiais, realizem atividades e avaliem estudantes de forma remota.

O estudante foi gravado realizando duas atividades diferentes, sendo elas classificadas como: Estudo (1) e Realizando atividade (2). Após cada atividade, ele respondeu um questionário a fim de esclarecer sua experiência. Ademais, as quatro atividades foram feitas para os componentes curriculares de Física, Biologia e Segurança da Informação. Os vídeos foram extraídos seguindo os mesmos padrões do treinamento da rede neural: frames de 64x64 pixels em preto e branco, mas os vídeos foram analisados a 15 frames por segundo.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os modelos treinados resultaram em duas redes neurais convolucionais (CNN) funcionando a partir de entradas de frames em preto e branco a 64x64 pixels. A rede neural treinada usando a base balanceada alcançou 78% de acurácia, enquanto a CNN treinada com a base desbalanceada resultou em um problema de overfitting. Overfitting é um problema que ocorre em modelos de aprendizado de máquina quando o modelo se ajusta demais aos dados de treinamento, capturando não apenas os padrões reais, mas também o "ruído" ou variações aleatórias desses dados. Como resultado, o modelo apresenta um desempenho muito bom nos dados de treinamento, mas falha em generalizar para novos dados ou dados de teste, levando a um desempenho ruim fora do conjunto de treinamento.

Ao todo, foram 135 minutos de vídeos filmados, mas 60 minutos de vídeos analisados pelo modelo. Após todos os vídeos serem gravados, o estudante respondeu um questionário sobre o quanto ele gosta de cada um dos componentes curriculares analisados, além do grau de dificuldade de cada atividade realizada. Em sua resposta o estudante afirmou não gostar de Biologia, mas gostar de Física e Segurança da Informação. A tabela a seguir demonstra o quanto tempo o estudante ficou engajado em cada atividade e o quanto ele as achou difícil.

Atividade	Componente Curricular	Porcentagem de Tempo Engajado (%)	Grau de dificuldade
Estudo	Física	78	Mediano
Estudo	Biologia	62	Difícil
Estudo	Segurança da Informação	82	Fácil
Realizando atividade	Física	93	Difícil
Realizando atividade	Biologia	89	Difícil
Realizando atividade	Segurança da Informação	91	Fácil

TABELA 1. Resultados do nível de engajamento em cada atividade.

A Tabela 1 representa a porcentagem do tempo que o estudante se manteve engajado, ou seja, quando o modelo retornou que ele tinha níveis de engajamento entre 2 e 3. De acordo com a tabela, o estudante se encontrou mais tempo engajado enquanto realizava atividades, ou seja, ele se encontrou mais emocionalmente conectado com as atividades do que com as aulas, demonstrando assim que a conexão emocional está diretamente relacionada a um processo cognitivo ativo.

Uma atividade de processo cognitivo ativo é uma tarefa que envolve o engajamento mental e o uso de habilidades cognitivas para resolver problemas, aprender novos conceitos ou realizar análises complexas. Ao contrário de atividades mais passivas, onde o indivíduo apenas consome informações, as atividades de processo cognitivo ativo exigem a aplicação prática do conhecimento e o pensamento crítico.

Os vídeos do estudante realizando atividades obtiveram porcentagem de tempo engajado parecida, variando apenas 4%. Sendo assim, por mais que ele tenha afirmado não gostar de biologia, qualquer comparação entre os componentes curriculares se mostraria inconclusiva, além do grau de dificuldade não ter impactado o seu tempo engajado, visto que ele se engajou mais com a atividade de física, taxada como difícil, do que com a de Segurança da Informação, que foi taxada como fácil.

Nas atividades de “Estudo”, houve resultados alinhados à opinião do estudante apresentada no questionário, pois ele afirmou não gostar de biologia e sua pior porcentagem de tempo engajado foi enquanto assistia aulas de Biologia. Novamente, o grau de dificuldade não se mostrou relevante, porque, de acordo com o estudante, a aula de Física foi mais difícil do que a de Segurança da Informação, mas mesmo assim a porcentagem de tempo engajado diminuiu apenas 4%.

Um aspecto relevante dos resultados é que o grau de dificuldade percebido não afetou de maneira significativa o nível de engajamento. Embora o estudante tenha classificado a atividade de Física como "difícil", ele permaneceu engajado por 93% do tempo, mais do que em atividades de outras disciplinas classificadas como "fáceis". Esse dado reforça a ideia de que o engajamento cognitivo está mais fortemente relacionado com o tipo de tarefa e o nível de interação emocional do estudante com a atividade, do que com a dificuldade em si. Atividades cognitivamente ativas, como a resolução de problemas práticos, podem despertar maior interesse e engajamento, independentemente do grau de dificuldade.

## CONCLUSÕES

Este estudo apresentou uma análise detalhada sobre o reconhecimento automático das emoções acadêmicas, em especial o engajamento de estudantes em ambientes virtuais de aprendizado (AVA). Utilizando-se de redes neurais convolucionais (CNN) treinadas com dados extraídos dos conjuntos Daisee e Student-engagement-dataset, foi possível identificar e medir o nível de engajamento do estudante com base em suas expressões faciais. Os resultados indicaram que o modelo proposto alcançou uma acurácia de 78% com a extração balanceada de dados, mostrando-se uma ferramenta promissora na estimativa do nível de engajamento durante o uso da plataforma Moodle.

Os experimentos com o estudante gravado em diferentes atividades curriculares revelaram que o nível de engajamento varia conforme a natureza da tarefa. O estudante mostrou-se mais engajado ao realizar atividades práticas do que ao assistir aulas, o que sugere que o engajamento emocional está diretamente relacionado a um processo cognitivo ativo. Este tipo de processo exige uma participação mental mais intensa, envolvendo a aplicação de habilidades cognitivas, ao contrário de atividades mais passivas, como a simples absorção de informações.

Ao todo, nos 60 minutos analisados, o estudante se manteve engajado em 82% do tempo, sendo assim, em cerca de 49 minutos ele estava emocionalmente conectado com as atividades realizadas. Assim, pode-se afirmar que o estudante conseguiu se manter engajado por um bom período. Em uma pesquisa relacionada à dinâmica das emoções, feita por Morais e Jaques (2023), eles analisaram vídeos de estudantes enquanto realizavam atividades de matemática. Os vídeos foram rotulados entre “engajado”, “entediada”, “frustrado” e “confuso” e dos 2099 trechos rotulados, os estudantes só estavam engajados em 1118 deles, o que resultaria em cerca de 53% do tempo engajado. Essas diferenças de porcentagem de tempo médio engajado podem ocorrer pelo fato de o engajamento estar relacionado

também ao contexto pessoal do estudante, sendo assim, dependendo das circunstâncias em que eles estão inseridos, podem haver diferenças na porcentagem de tempo engajado, mesmo que estejam realizando atividades parecidas.

Surpreendentemente, as preferências pessoais do estudante em relação às disciplinas não impactaram significativamente o tempo de engajamento quando ele agia ativamente na atividade, como demonstrado na disciplina de Biologia. Embora o estudante tenha declarado não gostar da disciplina, ele manteve altos níveis de engajamento ao realizar atividades, mas ao estudar biologia, por exemplo, ele não manteve esses altos índices de engajamento. Além disso, o grau de dificuldade das atividades também não se mostrou um fator decisivo para o engajamento, visto que atividades consideradas difíceis, como as de Física, mantiveram altos níveis de engajamento, comparáveis a disciplinas mais fáceis, como Segurança da Informação.

Por outro lado, o fato de o grau de dificuldade não ter influenciado drasticamente o engajamento pode indicar que, em um ambiente de aprendizado bem estruturado, os estudantes podem se sentir emocionalmente envolvidos mesmo quando as tarefas são desafiadoras. Esse é um fato relevante para educadores e desenvolvedores de AVAs, que podem se concentrar em criar atividades que desafiem os estudantes de forma a estimular seu engajamento, sem se preocuparem excessivamente com a dificuldade percebida.

Este trabalho reforça a importância de considerar o engajamento emocional dos estudantes como um indicativo de motivação e assimilação de conteúdo, principalmente em contextos de aprendizagem ativa. O reconhecimento automático das emoções acadêmicas, especialmente o engajamento, pode ser uma ferramenta valiosa para melhorar as estratégias pedagógicas em ambientes de aprendizado virtual, proporcionando um ensino mais personalizado e eficaz.

Portanto, a análise do engajamento por meio de expressões faciais, especialmente em atividades cognitivas, pode ser uma ferramenta útil para personalizar estratégias educacionais e aumentar o aprendizado.

## CONTRIBUIÇÕES DOS AUTORES

Todos os autores contribuíram com o texto e a revisão do trabalho e aprovaram a versão submetida.

## REFERÊNCIAS

D'MELLO, Sidney et al. Confusion can be beneficial for learning. **Learning and Instruction**, v. 29, p. 153-170, 2014.

EKMAN, Paul. All emotions are basic. **The nature of emotion: Fundamental questions**, p. 15-19, 1994.

GUPTA, Abhay et al. Daisee: Towards user engagement recognition in the wild. **arXiv preprint arXiv:1609.01885**, 2016.

MORAIS, Felipe de; JAQUES, Patricia A. The dynamics of Brazilian students' emotions in digital learning systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, v. 34, n. 2, p. 519- 544, 2024.

PEKRUN, Reinhard. Emotions as drivers of learning and cognitive development. In: **New perspectives on affect and learning technologies**. New York, NY: Springer New York, 2011. p. 23-39.