



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

Análise das Emoções e Valor do Curso para a
Caracterização de Estudantes em Cursos de
Introdução à Programação com Uso de Juiz Online

Tainá Gonçalves do Carmo Felix

Manaus - AM

Julho de 2024

Tainá Gonçalves do Carmo Felix

Análise das Emoções e Valor do Curso para a
Caracterização de Estudantes em Cursos de
Introdução à Programação com Uso de Juiz Online

Exame de Defesa submetido à avaliação,
como requisito, para obtenção de título de
Mestre em Informática no Programa de Pós-
Graduação em Informática, do Instituto de
Computação, da Universidade Federal do
Amazonas.

Orientador: Dr. Eduardo James Pereira Souto

Coorientador: Dr. James Dean Oliveira dos Santos Júnior

Universidade Federal do Amazonas

Instituto de Computação

Manaus - AM

Julho de 2024

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

F316a Felix, Tainá Gonçalves do Carmo
Análise das Emoções e Valor do Curso para a Caracterização de Estudantes em Cursos de Introdução à Programação com Uso de Juiz Online / Tainá Gonçalves do Carmo Felix . 2024
68 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Eduardo James Pereira Souto
Coorientador: James Dean Oliveira dos Santos Junior
Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do Amazonas.

1. Emoções. 2. Valor do curso. 3. Juiz online. 4. Ambiente Virtual de Aprendizado. I. Souto, Eduardo James Pereira. II. Universidade Federal do Amazonas III. Título



Ministério da Educação
Universidade Federal do Amazonas
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Informática

FOLHA DE APROVAÇÃO

"ANÁLISE DAS EMOÇÕES E VALOR DO CURSO PARA A CARACTERIZAÇÃO DE ESTUDANTES EM CURSOS DE INTRODUÇÃO A PROGRAMAÇÃO COM USO DE JUÍZ ONLINE"

TAINÁ GONÇALVES DO CARMO FELIX

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DEFENDIDA E APROVADA PELA BANCA EXAMINADORA CONSTITUÍDA PELOS PROFESSORES:

Prof. Dr. Eduardo James Pereira Souto - PRESIDENTE

Profa. Dra. Elaine Harada Teixeira de Oliveira - MEMBRO INTERNO

Prof. Dr. Davi Fernandes de Oliveira - MEMBRO INTERNO

Dr. Filipe Dwan Pereira - MEMBRO EXTERNO

MANAUS, 18 de julho de 2024.



Documento assinado eletronicamente por **Eduardo James Pereira Souto, Professor do Magistério Superior**, em 10/08/2024, às 10:35, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **David Braga Fernandes de Oliveira, Professor do Magistério Superior**, em 12/08/2024, às 15:46, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Elaine Harada Teixeira de Oliveira, Professor do Magistério Superior**, em 12/08/2024, às 15:48, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Filipe Dwan Pereira, Usuário Externo**, em 15/08/2024, às 07:33, conforme horário oficial de Manaus, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufam.edu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2134906** e o código CRC **B40E7BD2**.

Avenida General Rodrigo Octávio, 6200 - Bairro Coroado I Campus Universitário
Senador Arthur Virgílio Filho, Setor Norte - Telefone: (92) 3305-1181 / Ramal 1193
CEP 69080-900, Manaus/AM, coordenadorppgi@icomp.ufam.edu.br

Referência: Processo nº 23105.029787/2024-02

SEI nº 2134906

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. Este trabalho foi parcialmente financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas – FAPEAM – por meio do projeto POSGRAD.

Gostaria de expressar minha sincera gratidão a todos que me apoiaram e contribuíram para a realização desta dissertação. Em primeiro lugar, agradeço a Deus pela força e sabedoria que me sustentaram ao longo desta jornada.

Agradeço profundamente aos meus pais e demais familiares pelo apoio constante, amor incondicional e encorajamento, que foram fundamentais para que eu pudesse alcançar este objetivo.

Aos meus amigos, que sempre tiveram uma palavra de motivação a oferecer nos momentos de desafio, meu sincero agradecimento.

Agradeço também ao Michael Figueira por estar ao meu lado em todos os momentos.

Ao Professor Eduardo Souto, sou imensamente grata por sua dedicação em sanar minhas dúvidas e me guiar para a direção correta, sempre com paciência e sabedoria. Sua orientação fez toda a diferença em toda a minha jornada acadêmica.

Agradeço ao Professor James Dean por suas valiosas contribuições ao meu trabalho, que foram essenciais para o desenvolvimento desta pesquisa.

Minha gratidão também se estende ao Professor Davi Fernandes e à Professora Elaine Oliveira, que dedicaram seu tempo para esclarecer minhas dúvidas e contribuíram significativamente com seu conhecimento para o avanço desta dissertação.

Gostaria de agradecer ao Instituto de Computação, por meio do Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI), por fornecer as ferramentas e recursos necessários para conduzir esta pesquisa.

A todos vocês, meu muito obrigado.

Resumo

Em ambientes tradicionais de ensino, como salas de aula presenciais, as emoções dos alunos desempenham um papel significativo no seu desenvolvimento cognitivo e os professores podem construir conexões pessoais e identificar essas emoções por meio da linguagem corporal. O valor que os alunos atribuem ao curso também influencia sua dedicação e disposição para superar desafios. No entanto, em ambientes virtuais, a interação reduzida com o professor dificulta o processo de ensino. Neste sentido, a falta de acompanhamento emocional e suporte direto pode prejudicar o aprendizado dos alunos.

Este estudo investiga a influência das emoções experimentadas durante a resolução de exercícios e da percepção de valor do curso, entendida como a avaliação subjetiva dos alunos sobre a importância, utilidade e relevância do curso para seus objetivos pessoais e profissionais, no desempenho de 269 alunos em cursos introdutórios de programação na Universidade Federal do Amazonas, entre os anos de 2021 e 2023, utilizando o sistema online de correção de código CodeBench. Para isso, foram elaborados questionários de autoavaliação para capturar as emoções e o valor percebido do curso pelos alunos, apresentados ao longo de cada atividade.

Diante disso, foi utilizado o método estatístico de regressão linear mista para identificar correlações nos dados obtidos. Os resultados mostram que indicar emoções positivas nos questionários pode levar a um aumento de até 0,86 pontos na nota final do teste, enquanto indicar emoções negativas pode diminuir a nota em 1,49 pontos. Além disso, os alunos que atribuem alto valor ao curso demonstraram uma correlação de 0,84 com um desempenho acadêmico positivo.

Palavras Chave: Emoções, Valor do curso, Juiz online, Ambiente Virtual de Aprendizado

Abstract

In traditional educational settings, such as in-person classrooms, students' emotions significantly influence their cognitive development. Also, teachers can establish personal connections and discern these emotions through body language. Furthermore, the value students attribute to a course affects their dedication and willingness to overcome challenges. However, in virtual environments, reduced interaction with teachers complicates the teaching process. Consequently, the lack of emotional support and direct guidance can impede students' learning.

This study investigates the influence of emotions and perceived course value on the performance of 269 students in introductory programming courses at the Federal University of Amazonas between 2021 and 2023, using the online code correction system CodeBench. To achieve this, self-assessment questionnaires were designed to capture students' emotions and perceived course value, which were administered throughout each activity.

Given this, the mixed linear regression method was employed to identify correlations in the obtained data. The results indicate that reporting positive emotions in the questionnaires can lead to an increase of up to 0.86 points in the final test score, while reporting negative emotions can decrease the score by 1.49 points. Additionally, students who assign high value to the course demonstrated a correlation of 0.84 with positive academic performance.

Keywords: Emotions, Course Value, Online Judge, Virtual Learning Environment.

Lista de figuras

Figura 2.1–Roda de emoções de Plutchik. Fonte:Plutchik (1980)	21
Figura 2.2–Dimensões da motivação.	25
Figura 4.1–Screenshot da interface de resolução de exercícios do Code- Bench.	41
Figura 4.2–Exemplo do log fornecido para registro de emoções.	42
Figura 4.3–Visão geral do método de pesquisa	43
Figura 4.4–Distribuição de gênero e experiência em programação.	44
Figura 4.5–Questionário de emoções	45
Figura 4.6–Questionário de valor do curso.	48
Figura 4.7–Resultado da análise de resíduos menos confundidos.	51
Figura 5.1–Distribuição das emoções relatadas pelos participantes da pesquisa.	53
Figura 5.2–Distribuição das emoções indicadas por gênero dos alunos. . .	53
Figura 5.3–Distribuição das emoções relatadas pelos alunos por curso. . .	54
Figura 5.4–Comparação entre estudantes aprovados e reprovados.	56
Figura 5.5–Distribuição geral das respostas ao questionário de valor do curso.	61
Figura 5.6–Relação de valor do curso entre alunos aprovados e reprovados	62
Figura 5.7–Análise de correlação das médias do valor do curso.	62

Lista de tabelas

Tabela 3.1–Trabalhos relacionados	38
Tabela 5.1–Comparativo de emoções por curso.	54
Tabela 5.2–Comparação do total de indicações de emoções por módulo.	55
Tabela 5.3–Resultados da análise de emoções.	58
Tabela 5.4–Resultados da análise dos Testes Práticos.	60

Siglas

ICOMP Instituto de computação. 40

UFAM Universidade Federal do Amazonas. 15, 40

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Contexto	13
1.2	Objetivo Geral	15
1.2.1	Objetivos Específicos	16
1.3	Questões de pesquisa	17
1.4	Contribuições	17
1.5	Organização do Documento	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	Emoções e Valor do Curso	19
2.1.1	Estudo de Emoções	20
2.1.2	A Influência das Emoções no Ensino de Programação em ambientes virtuais	22
2.1.3	Métodos de Identificação de Emoções	23
2.1.4	Motivação no Aprendizado Online	24
2.2	Considerações Finais	26
3	TRABALHOS RELACIONADOS	28
3.1	Análise de Emoções	28
3.2	Motivação no Aprendizado	32
3.3	Análise de Emoções, motivação e Valor do Curso	33
3.4	Considerações finais	36
4	MÉTODO DE PESQUISA	40
4.1	Introdução	40
4.2	Participantes e Procedimento	43
4.3	Instrumentos	44
4.3.1	Questionário de Emoções	44
4.3.2	Valor do curso	46

4.3.3	Nota Final	48
4.3.4	Análises Estatísticas	49
4.4	Considerações Finais	51
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	52
5.1	Análise das Emoções	52
5.1.1	Análise de Impacto das Emoções e Testes Práticos no Desempe- nho do Aluno	56
5.1.2	O Efeito do Valor do Curso	60
6	CONCLUSÕES	64
6.1	Discussão	64
6.2	Limitações	65
6.3	Implicações e aplicações práticas	66
6.4	Trabalhos futuros	66
	Referências	68

1 Introdução

1.1 Contexto

No cenário educacional contemporâneo, marcado pelo crescimento do ensino remoto impulsionado pela pandemia da COVID-19, observa-se uma transformação significativa na dinâmica do ensino e aprendizagem (CHILTON; HANKS; WATSON, 2024).

Tradicionalmente, o ambiente presencial permite aos professores um papel ativo na condução do aprendizado, facilitando uma conexão direta e um monitoramento próximo do progresso dos alunos. Esse acompanhamento é essencial para entender e responder às necessidades emocionais e cognitivas dos alunos, o que em contextos virtuais é difícil para o professor acompanhar (HASNINE, 2023). Por exemplo, sentimentos como tédio podem dificultar a conclusão de atividades, enquanto o orgulho pode motivar os alunos a enfrentar novos desafios. Mapear essas interações não apenas fornecem informações valiosas sobre o estado emocional dos alunos, mas também permitem uma resposta eficaz às suas necessidades individuais, auxiliando-os em suas jornadas de aprendizado (REIS et al., 2021).

No entanto, com a transição para ambientes de ensino online, como em cursos de introdução à programação que utilizam corretores automáticos de código, plataformas de ensino a distância, cursos online, videoaulas, fóruns, e comunidades virtuais, acompanhar de perto o progresso dos alunos se torna uma tarefa ainda mais desafiadora. A falta de interação pessoal direta e as barreiras impostas pela natureza virtual do ambiente educacional podem representar obstáculos significativos para o engajamento efetivo dos alunos e para a compreensão de suas necessidades individuais de aprendizado. Na aprendizagem online, o problema do desinteresse dos alunos e da falta de concentração está ganhando atenção entre pesquisadores (HASNINE, 2023). Essa mudança exige a adaptação de estratégias de ensino que levem em

consideração tanto os aspectos cognitivos quanto emocionais dos alunos para garantir uma experiência educacional significativa e eficaz (CHILTON; HANKS; WATSON, 2024).

Para enfrentar esses desafios, vários estudos têm se dedicado a analisar o ensino e aprendizado online, com foco especial na aplicação de métodos e tecnologias para compreender e aprimorar a experiência educacional dos alunos. Entre esses métodos, destacam-se o uso de técnicas como o reconhecimento facial e a aplicação de questionários de autoavaliação, frequentemente utilizados no contexto do ensino online (GHADERI; KHOSHNOOD; FEKRI, 2022)(REIS et al., 2021)(HIRT et al., 2019)(ARGUEDAS et al., 2018). Essas abordagens têm como objetivo monitorar o engajamento dos alunos e seu bem-estar durante as interações virtuais, fornecendo informações sobre sua dinâmica de aprendizagem. Além disso, tem havido um aumento significativo na compreensão dos fatores que influenciam a motivação dos alunos em ambientes virtuais, incluindo aspectos como o valor do curso percebido pelos alunos, os estímulos recebidos e a interação social (BENABBES, 2023) (XU, 2022). A integração desses métodos tem se mostrado eficaz para obter uma visão mais abrangente dos desafios enfrentados pelos alunos no contexto do ensino online (PARKER et al., 2021)(CLAYTON; BLUMBERG; ANTHONY, 2018).

É importante ressaltar que, neste estudo, as emoções negativas observadas não são consideradas a causa do desempenho acadêmico deficiente, mas sim efeitos das notas ruins. Em outras palavras, as emoções como frustração e tédio surgem como respostas às dificuldades e ao baixo desempenho, e não como fatores que diretamente causam o insucesso. Esse entendimento é crucial para direcionar intervenções, que devem focar não apenas em mitigar as emoções negativas, mas também em melhorar o desempenho e a compreensão dos conteúdos, tratando a raiz dos problemas acadêmicos e não apenas seus efeitos emocionais.

Este estudo investiga a influência das emoções e da percepção de valor do curso no desempenho dos alunos em cursos introdutórios de programação,

utilizando sistemas online de correção de código. Para isso, formulamos questionários de autoavaliação para capturar emoções e o valor percebido do curso pelos alunos, resultando em um dataset abrangente que reflete a variedade emocional e a valorização do curso ao longo do tempo.

A pesquisa foi conduzida com a participação de 269 estudantes da Universidade Federal do Amazonas Universidade Federal do Amazonas (UFAM), inscritos em cursos introdutórios de programação de diversas áreas das ciências exatas e engenharia. Durante o período de 2021 a 2023, esses alunos responderam a listas de exercícios e avaliações dos sete módulos do curso, utilizando o juiz online CodeBench¹.

O questionário de escolha de emoções foi projetado para ser simples e intuitivo, permitindo que os alunos identificassem e expressassem suas emoções de forma direta. As emoções foram catalogadas desde o início até o fim de cada atividade, proporcionando uma visão dinâmica e evolutiva das reações emocionais dos estudantes frente aos desafios do curso.

Para analisar a correlação das emoções e do valor percebido do curso nas notas finais dos alunos, nós empregamos um modelo de regressão linear misto. A escolha desse modelo é justificada pela natureza das emoções dos alunos, que podem variar significativamente ao longo de uma atividade (por exemplo, de um teste). O modelo de regressão linear misto é particularmente adequado para nosso estudo, pois permite uma análise robusta das influências das emoções, considerando tanto os efeitos fixos quanto os efeitos aleatórios.

1.2 Objetivo Geral

O objetivo geral desta pesquisa é analisar a relação entre as emoções experimentadas pelos alunos durante a resolução de exercícios de programação em um juiz online, a percepção do valor do curso introdutório de programação e a nota obtida pelo aluno, com o intuito de compreender a influência dessas

¹ <https://codebench.icomp.ufam.edu.br>

variáveis na aprendizagem de programação e na avaliação do curso. Para tanto, serão investigadas as percepções e emoções dos alunos ao longo do curso e seus desempenhos finais em relação às variáveis estudadas no ambiente virtual de aprendizagem, a fim de identificar possíveis padrões e correlações que possam subsidiar intervenções pedagógicas mais efetivas.

1.2.1 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral os seguintes objetivos específicos devem ser alcançados:

- Avaliar um conjunto de emoções positivas e negativas relatadas pelos alunos, obtidas por meio da utilização de um ambiente virtual de aprendizagem (juiz online Codebench), pode ser utilizada como indicador para prever o desempenho acadêmico desses alunos na disciplina de programação.
- Investigar se existe uma correlação entre as emoções positivas e negativas experimentadas pelos alunos e seu desempenho no curso introdutório de programação, a fim de determinar se aqueles que apresentam emoções negativas tendem a ter um desempenho pior e são mais propensos a reprovar.
- Identificar qual das emoções apontadas pelos alunos o maior efeito na nota final, seja positivo ou negativo, com o intuito de determinar que emoções são mais predominantes como indicadores de desempenho.
- Analisar a correlação entre a percepção de valor do curso introdutório de programação pelos alunos e sua nota final, com o intuito de determinar se a percepção de valor do curso está relacionada à efetividade do ensino.

1.3 Questões de pesquisa

Com base nos objetivos estabelecidos neste trabalho, este estudo tem como propósito responder às seguintes questões de pesquisa:

- Q1: Quais emoções tiveram o impacto mais significativo nas notas dos alunos no curso de introdução à programação?
- Q2: Qual módulo (tópico de estudo) do curso de introdução à programação apresentou o maior impacto nas notas obtidas pelos dos alunos?
- Q3: Houve alguma correlação entre os alunos que indicaram um alto valor para o curso e seu sucesso ou fracasso no curso em comparação com aqueles que indicaram um baixo valor para o curso?

Responder às questões de pesquisa deste trabalho é benéfico tanto para professores quanto para alunos. Para professores, ajudam a desenvolverem estratégias pedagógicas que promovam emoções positivas, aumentando o engajamento e o desempenho dos alunos. Para os alunos, entender esse impacto permite uma melhor gestão de suas emoções, resultando em uma experiência de aprendizado mais eficaz e satisfatória.

1.4 Contribuições

As principais contribuições deste trabalho são:

1. Desenvolvimento de um conjunto de dados: Através dos questionários, compilamos um conjunto de dados detalhado sobre as emoções e a percepção de valor do curso, enriquecendo as possibilidades de análise sobre o comportamento dos alunos em ambientes de aprendizagem online. Este conjunto de dados é público e disponível para futuras pesquisas, oferecendo um recurso valioso para explorar o comportamento dos alunos em ambientes de aprendizagem online.

2. Análise descritiva e modelagem estatística dos dados: Nossa análise descritiva oferece uma visão inicial das tendências predominantes, enquanto a aplicação de um modelo de regressão linear misto nos capacita a investigar a interação entre fatores individuais e contextuais que influenciam o aprendizado. Esta abordagem estatística avançada permite identificar especificamente quais emoções afetam positiva ou negativamente o desempenho dos alunos, oferecendo informações essenciais para aprimorar as estratégias pedagógicas em ambientes de aprendizagem online. Os resultados desta análise foram submetidos para publicação no artigo "Analyzing Emotions and Perceived Course Value to Characterize Students in Introduction to Programming Courses Using an Online Judge" no Journal of Educational Technology in Higher Education (Qualis CAPES - A1).

1.5 Organização do Documento

Além deste capítulo introdutório, este documento possui outros quatro capítulos, que estão organizados da seguinte maneira:

- Capítulo 2 - "Fundamentação teórica": aborda temas relacionados aos modelos de emoções, questionário de valor do curso e métodos desenvolvidos para identificar emoções e motivação, bem como sua importância para a educação.
- Capítulo 3 - "Metodologia": fornece detalhes sobre a abordagem de pesquisa adotada.
- Capítulo 4 - "Trabalhos Relacionados": descreve os trabalhos correlatos com alguns dos trabalhos mais relevantes na literatura para esta pesquisa.
- Capítulo 5 - "Resultados e Considerações Parciais": apresenta os resultados obtidos com a análise de dados coletados durante os experimentos, as respostas para as questões de pesquisa, bem como as conclusões obtidas.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo serão abordados conceitos relacionados à definição de emoções, motivação e valor do curso, assim como modelos de representação de emoções, métodos de reconhecimento e como essas características impactam o aprendizado dos alunos de programação. Esses conceitos são fundamentais para a compreensão da abordagem adotada nesta pesquisa e dos tipos de emoções utilizados.

2.1 Emoções e Valor do Curso

Em cursos presenciais tradicionais, o contato direto entre professores e alunos permite uma observação atenta das reações e do desempenho dos alunos durante a realização das atividades em sala de aula (IMANI; MONTAZER, 2019). No entanto, em cursos de programação online, onde os verificadores automáticos de código são frequentemente utilizados, esse contato direto é minimizado, criando um desafio para avaliar e responder às emoções dos alunos.

Diante desse cenário, o emprego de abordagens automatizadas para reconhecer as emoções dos alunos pode auxiliar os educadores a superar os desafios impostos pela distância física em cursos online. A literatura científica tem enfatizado repetidamente a importância dos aspectos afetivos na educação, impulsionando o desenvolvimento de pesquisas em torno de técnicas de reconhecimento de emoções e análise de sentimentos aplicadas a educação (CABADA et al., 2020)(STANWORTH; YEN; WARDEN, 2022)(WANG; LEHMAN, 2021)(KARYOTIS et al., 2018).

Além das emoções, a percepção do valor do curso pelos alunos, refletindo sua utilidade e relevância, emerge como outro fator crítico que influencia diretamente a motivação e o engajamento. A compreensão da relação entre

avaliações de controle, emoções e valor do curso é essencial para entender o desempenho dos alunos (CLAYTON; BLUMBERG; ANTHONY, 2018).

Esta seção apresenta os principais conceitos e explora a interseção entre as emoções e o valor percebido do curso, examinando como esses elementos impactam na experiência de aprendizado dos alunos em cursos online de programação.

2.1.1 Estudo de Emoções

Emoções são estados afetivos que influenciam tanto o comportamento quanto os processos cognitivos. Elas emergem em resposta a estímulos externos ou internos e são marcadas por reações psico e fisiológicas (QUISPE, 2022).

Determinar com precisão a emoção que uma pessoa está sentindo representa um desafio significativo devido à variedade de perspectivas sobre representação emocional presentes na literatura científica. Entre os diversos modelos que buscam descrever as emoções humanas, destacam-se o modelo de emoções básicas proposto por (DARWIN, 2015), o modelo circumplexo de (RUSSELL, 1980), o modelo límbico de (MARTINEZ; DU, 2012) e a roda emocional de (PLUTCHIK, 1980). Esses modelos emocionais fornecem uma estrutura robusta para entender e classificar as distintas emoções, facilitando estudos sobre como as emoções são experienciadas, expressadas, e reguladas, além de explorar seus processos psicológicos e fisiológicos subjacentes.

Existem duas perspectivas comuns para representar uma emoção: discreta e dimensional. Na perspectiva discreta, cada emoção corresponde a um perfil único e universal em experiência, fisiologia e comportamento. Ekman (1992) argumentou que todas as pessoas no mundo podem expressar e reconhecer suas emoções usando seis emoções básicas: tristeza, felicidade, surpresa, medo, raiva e nojo. Embora muitos psicólogos tenham aceitado a teoria das emoções básicas, não há consenso sobre o número exato de emoções básicas. Plutchik (1980), por exemplo, propôs oito emoções primárias: raiva, medo,

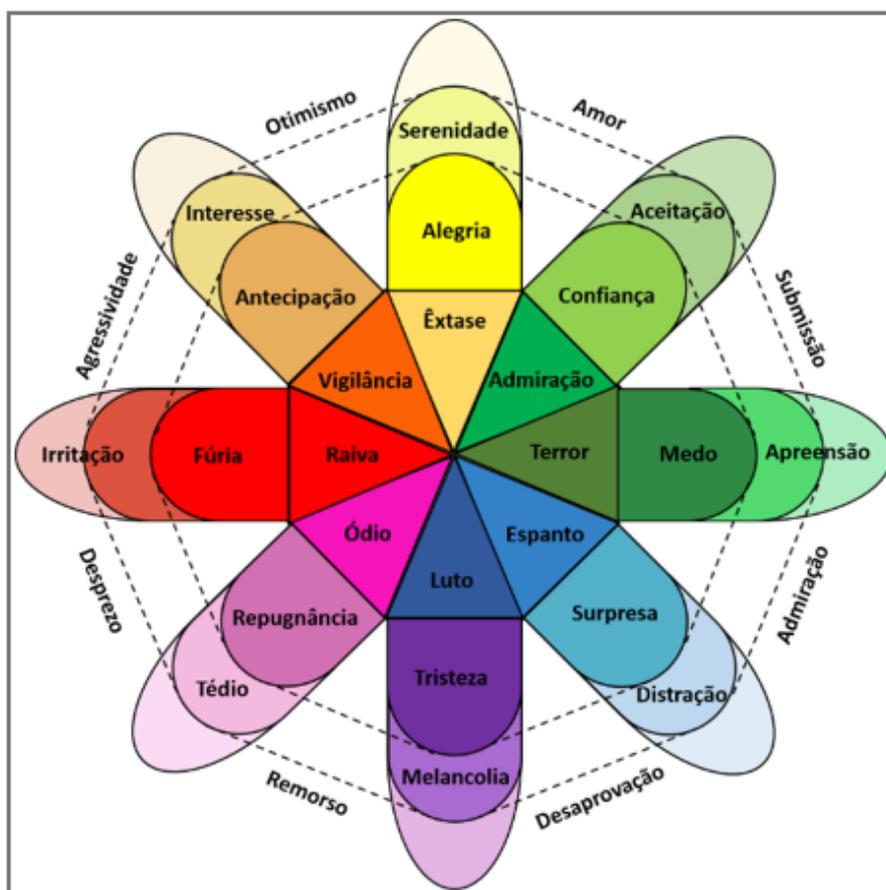


Figura 2.1 – Roda de emoções de Plutchik. Fonte:Plutchik (1980)

tristeza, nojo, surpresa, antecipação, confiança e alegria, e as organizou em uma roda colorida, conforme ilustrado na Figura 2.1.

Na abordagem dimensional das emoções, fundamenta-se a ideia de que as respostas emocionais podem ser organizadas através de dimensões essenciais. Inspirado pelos trabalhos pioneiros de Wundt (1948), que identificou emoções em eixos de prazer–desprazer, excitação–inibição e tensão–relaxamento, Russell (1980) aprimorou essa visão com o modelo circumplexo. Esse modelo destaca que as emoções ocupam um espaço circular dimensional definido por duas dimensões chave: excitação (arousal) e valência (positiva ou negativa). Esse arranjo não só simplifica a compreensão das complexas interações emocionais, mas também fornece um meio intuitivo de explorar a relação entre diferentes estados emocionais.

Nos contextos de pesquisa, esses modelos emocionais são utilizados para explorar o papel das emoções em uma ampla gama de situações, incluindo in-

terações sociais, processos de tomada de decisão e saúde mental. Eles também são empregados na formulação e teste de hipóteses sobre a natureza das emoções, como investigações sobre se as emoções são discretas ou dimensionais e se são universais ou variam entre culturas.

De forma geral, os modelos emocionais representam ferramentas indispensáveis no estudo das emoções. Eles possuem aplicações práticas em vários campos, tais como educação, psicologia, psiquiatria, neurociência e interação humano-computador, contribuindo para uma compreensão mais profunda das dinâmicas emocionais e seu impacto em diversos aspectos da vida humana.

2.1.2 A Influência das Emoções no Ensino de Programação em ambientes virtuais

A compreensão do impacto das emoções no desempenho acadêmico é crucial, sobretudo na aprendizagem online de programação. Vários estudos ressaltam a importância de reconhecer emoções específicas no ambiente educacional, com uma atenção particular ao ensino remoto de programação (HASNINE, 2023)(CABADA et al., 2020)(PARSONS, 2019). Em estudos sobre o ensino de programação para iniciantes foram observados que emoções como confusão e frustração são as mais comuns entre os estudantes (BOSCH; D'MELLO, 2017)(BOSCH; CHEN; D'MELLO, 2014). Outros estudos relatam que a confusão possa ter um efeito positivo durante o aprendizado quando a dúvida é solucionada no momento seguinte, mas se sentida por um período maior sem possibilidade de solução pode comprometer o sucesso acadêmico, levando à exaustão e ao abandono (REIS et al., 2021)(LEE, 2011). Por outro lado, emoções positivas como prazer e engajamento demonstram ter um impacto benéfico no desempenho dos alunos, onde estados emocionais positivos ampliam a motivação (KAHU, 2015).

Emoções positivas são conhecidas por aumentar a capacidade de resolução de problemas e retenção de informações, enquanto as emoções negativas

podem ter o efeito oposto (REIS et al., 2021). No entanto, as emoções negativas, conforme destacado pelas teorias funcionais da emoção, desempenham papéis complexos e específicos. Elas podem facilitar a sinalização e o enfrentamento de desequilíbrios entre os alunos e seus ambientes de aprendizagem, incentivando a busca por apoio e recursos necessários para superar desafios (WIGFIELD; ECCLES, 2020)(HASNINE, 2023). Paralelamente, emoções positivas, como curiosidade e satisfação, são fundamentais para fomentar a motivação e o interesse pelo aprendizado. Essa variedade emocional ressalta a importância de compreender e abordar as emoções no ambiente educacional online, visando um aprendizado mais eficiente e engajado (CABADA et al., 2020).

2.1.3 Métodos de Identificação de Emoções

Na investigação das emoções humanas, diversos métodos têm sido desenvolvidos para coletar e rotular dados emocionais, cada um com suas vantagens e limitações específicas. Entre as técnicas empregadas, o reconhecimento facial está entre os mais aplicados (HASNINE, 2023) (SENEVIRATNE et al., 2020), oferecendo uma rica fonte de dados, embora no contexto educacional possa enfrentar desafios relacionados à uniformidade das expressões faciais e privacidade dos alunos (IMANI; MONTAZER, 2019). Além disso, o monitoramento de sinais vitais, embora forneça dados confiáveis por serem difíceis de falsificar, pode ser considerado intrusivo e depende da disponibilidade de equipamentos especializados (IMANI; MONTAZER, 2019).

Outra técnica, o reconhecimento de voz, encontra limitações em ambientes educacionais onde o silêncio prevalece, restringindo a coleta de dados significativos (DU; CRESPO; MARTÍNEZ, 2023). Em resposta a essas limitações, o monitoramento de parâmetros implícitos, como movimentos do mouse e padrões de digitação, surge como uma alternativa promissora (KOLAKOWSKA; LANDOWSKA, 2021) (ALTUWAIRQI et al., 2021). No entanto, para uma avaliação emocional completa e precisa, esses métodos devem ser complementados

por outras abordagens.

Nesse contexto, o método de auto-relato destaca-se pela sua simplicidade e eficácia (PARKER et al., 2021). Este método envolve perguntar diretamente aos usuários sobre seus estados emocionais, permitindo que eles articulem suas experiências de forma clara e objetiva. A abordagem de auto-relato fornece dados valiosos sobre as emoções dos alunos durante atividades educacionais, combinando facilidade de implementação com um impacto mínimo na privacidade e no conforto dos alunos (IMANI; MONTAZER, 2019).

Para assegurar que a implementação deste método interfira minimamente no processo educacional, é crucial que os questionários sejam aplicados de maneira automática e objetiva, otimizando o tempo de resposta e minimizando desvios na atenção dos estudantes. Apesar de suas limitações, como contar com a disponibilidade do aluno em responder e o próprio conhecimento de suas emoções, essa técnica mantém sua relevância pela capacidade de fornecer dados precisos sobre o bem-estar emocional do indivíduo, provando ser uma ferramenta eficaz quando aplicada corretamente (IMANI; MONTAZER, 2019). Além disso, sua utilidade é corroborada por seu amplo uso em pesquisas atuais de destaque (PARKER et al., 2021).

2.1.4 Motivação no Aprendizado Online

A motivação dos alunos é um componente crítico no sucesso de qualquer curso, influenciada por uma variedade de fatores. Essa influência é particularmente evidente no ensino a distância, onde a autonomia do aluno é fundamental. Os desafios de supervisão e controle no ambiente online são reconhecidos por afetar diretamente a motivação dos alunos e, conseqüentemente, sua avaliação do curso (ALTUWAIRQI et al., 2021). Por exemplo, limitações na intervenção do instrutor são citadas como razões significativas para a diminuição do engajamento dos alunos em ambientes de aprendizagem online (ALTUWAIRQI et al., 2021).

Recentemente, alguns estudos começaram a examinar questões relacionadas às tarefas online para estudantes universitários, incluindo percepções dos alunos para atividades online, padrões de submissão de tarefas e feedback de tarefas (ISMAILOV; ONO, 2021)(PADGETT; MOFFITT; GRIEVE, 2021)(KOKOÇ; AKÇAPINAR; HASNINE, 2021)(WANG; LEHMAN, 2021). No entanto, ainda há limitado entendimento sobre as crenças motivacionais dos alunos em relação às tarefas online, e ainda menos sobre como esses fatores em conjunto afetam o comportamento dos alunos (XU, 2022).

A motivação é vista como um indicador qualitativo chave do processo de aprendizagem, refletindo o quanto o aluno está disposto a dedicar-se ao curso. Compreender o valor atribuído pelo aluno ao curso e a relevância do conteúdo para sua futura carreira é essencial. Os alunos se matriculam com objetivos variados, desde a obtenção de um certificado até o interesse em adquirir conhecimentos profundos sobre temas específicos. Esse valor percebido é subjetivo, variando de acordo com as percepções individuais do aluno, o contexto e seus objetivos pessoais e profissionais (BENABBES, 2023).



Figura 2.2 – Dimensões da motivação.

Fonte: O autor

O valor percebido relaciona-se diretamente com a relevância do curso para o aluno e sua contribuição para a carreira futura. Segundo Sweeney e Soutar (2001), o valor percebido não é composto por um único fator, mas sim por cinco dimensões (Figura 2.2): valor funcional, emocional, social, condicional e epistêmico. Estas dimensões interconectadas refletem a utilidade percebida da escolha do curso, influenciando a decisão do aluno de se engajar ou não no curso.

Assim, o valor percebido é uma construção individual, dependente do contexto do aluno e de como seus objetivos se alinham com o conteúdo do curso. Por exemplo, uma disciplina considerada desafiadora pode ser valorizada por um aluno se ela proporcionar reconhecimento entre os pares, interesse no assunto, utilidade para a carreira futura, expertise na área, ou até mesmo se for um requisito curricular (MOURA; SOUZA; VIANA, 2021). Não é necessário que todas as dimensões sejam ativadas para que um valor percebido seja estabelecido, podendo variar significativamente de acordo com o tópico em questão.

Avaliar e entender o valor percebido pelos alunos em relação ao conteúdo do curso é vital para fomentar sua motivação e engajamento. Quando os alunos percebem o curso como relevante para suas carreiras ou como um requisito essencial, eles tendem a se dedicar mais e persistir até a conclusão. O valor percebido afeta diretamente a retenção dos alunos, incentivando-os a investir esforços significativos se considerarem o curso imprescindível (CLAYTON; BLUMBERG; ANTHONY, 2018).

2.2 Considerações Finais

Como mencionado, a análise do valor percebido de um curso é fundamental para entender a relevância desse curso para o aluno e seu impacto na carreira futura. No entanto, a análise do valor não deve ser vista isoladamente, uma vez que as emoções também desempenham um papel crucial na motivação dos

alunos.

A avaliação de desempenho pode ser beneficiada com a ligação entre valor e emoção, para manter os alunos motivados, especialmente em um cenário desafiador como o ensino online(PARKER et al., 2021). É importante considerar que a motivação do aluno pode ser afetada por diversos fatores, como a qualidade do ambiente de ensino virtual, a dinamicidade do conteúdo apresentado, a adequação do curso aos objetivos do aluno, entre outros.

Ao unir a análise de valor do curso com a análise de emoções, é possível identificar pontos de melhoria no ambiente de ensino virtual, de forma a manter o aluno motivado e engajado ao longo do curso. Por exemplo, a inclusão de atividades que despertem a curiosidade e o interesse dos alunos pode aumentar a motivação e a participação nas aulas.

Este trabalho explora esses conceitos para obter uma avaliação mais abrangente e precisa do desempenho dos alunos. A compreensão da importância desses fatores pode ajudar a aprimorar o ambiente de ensino virtual, tornando-o mais dinâmico, engajador e eficaz.

3 Trabalhos relacionados

Neste capítulo serão apresentados os principais estudos relacionados à análise de emoções e motivação no ensino online. As pesquisas foram categorizadas de acordo com os parâmetros coletados como emoções, motivação e a combinação desses elementos para inferência dos resultados. Essa estrutura foi adotada para facilitar a compreensão e identificação das abordagens utilizadas nos estudos revisados. Nas próximas seções serão apresentados um resumo dos métodos utilizados, resultados obtidos e contribuições desses trabalhos.

3.1 Análise de Emoções

A análise de emoções tem crescido como campo de estudo, especialmente em pesquisas voltadas para o ensino e aprendizagem. Na literatura é possível encontrar uma variedade de estudos que investigam o impacto das emoções no desempenho dos alunos, tanto em ambientes tradicionais quanto virtuais de aprendizado. Esses estudos exploram desde a coleta de dados emocionais durante atividades de programação até a relação entre emoções e motivação dos estudantes.

Pekrun et al. (2007) propõem um quadro teórico inovador com base na teoria do controle-valor, que integra diversas abordagens teóricas prévias para oferecer um modelo holístico sobre como as emoções (prazer, esperança, orgulho, raiva, ansiedade, vergonha, desesperança e tédio) influenciam a aprendizagem e o desempenho educacional. Esse trabalho é significativo por sua abordagem pioneira e pela proposta de um modelo integrativo que considera emoções como um dos elementos centrais no processo educativo. No entanto a sua abordagem se baseia apenas no ensino presencial.

Reis et al. (2021) exploram os efeitos das emoções negativas como confusão e o quanto um aluno pode permanecer nessa emoção antes que se torne

tédio ou frustração afetando a capacidade de processamento de informações e na retenção de conhecimento. Destacando a importância da regulação emocional dos alunos, o estudo propõe um algoritmo que considera diferentes níveis de desempenho individual na resolução de exercícios para regular as emoções, com uma eficácia demonstrada superior a 90% dos casos testados. Uma limitação deste trabalho é o foco exclusivo em emoções negativas o que pode limitar a compreensão completa de como diferentes estados emocionais influenciam a aprendizagem e o engajamento dos alunos.

Cabada et al. (2020) enfatizam a relevância das emoções como engajamento, frustração, excitação e tédio no desempenho de atividades intelectuais complexas, tais como a programação de computadores. Os autores desenvolveram um ambiente de aprendizado virtual avançado que combina aprendizado de máquina e gamificação para identificar emoções dos alunos e incorporar estratégias modernas de motivação. O estudo avalia a eficácia do sistema por meio de dois experimentos: um para examinar a aceitação do sistema de aprendizagem e outro para avaliar o desempenho acadêmico. No primeiro, os autores identificaram que a intenção de uso está relacionada à percepção de prazer associado ao sistema. No segundo experimento, foi comparado o desempenho acadêmico dos alunos que utilizaram o sistema com aqueles que não utilizaram. Constatou-se que os alunos que utilizaram o sistema apresentaram uma tendência positiva, concluindo os exercícios, em média, 45 segundos mais rápido em comparação com o grupo de alunos que não utilizou a gamificação. Uma limitação apontada é o reduzido número de participantes, todos do mesmo local de ensino.

Scharma e Mansotra (2019) propõem o uso de técnicas de inteligência artificial para monitorar em tempo real as emoções dos alunos, com o objetivo de ajustar o estilo de ensino dos instrutores. Utilizando redes neurais LSTM e convolucionais, o modelo proposto é capaz de prever emoções como raiva, tristeza, felicidade, surpresa, medo, nojo e neutro a partir de características vocais e faciais coletadas por microfones detectores de atividade vocal e câmeras

de vídeo, com o objetivo de aprimorar a personalização da experiência de aprendizagem online. O presente estudo utiliza o método de identificação de emoções conhecido como autorrelato, proporcionando aos alunos maior flexibilidade nas respostas e baixo custo de implementação.

Arguedas et al. (2018) focam na análise de texto para detectar emoções em ambientes virtuais de aprendizado. De acordo com os autores, as palavras representam uma forma significativa de expressão humana e são capazes de transmitir uma ampla gama de emoções, algo que fica evidente em redes sociais e fóruns online relacionados as disciplinas. Esse estudo propõe um método para rotular o comportamento afetivo dos estudantes e fornecer informações úteis sobre o estado emocional dos alunos, para que eles possam avaliar emoções como alegria, confiança, medo, surpresa, tristeza, nojo, raiva e antecipação e, eventualmente, oferecer um feedback afetivo adequado aos estudantes como intervenção nas atividades. A abordagem sugerida foi testada em um ambiente de sala de aula real e demonstrou ter uma influência positiva no desempenho dos alunos. No entanto, por ter utilizado o contexto presencial, este estudo não considerou o ensino híbrido ou online, onde dinâmicas emocionais podem diferir significativamente.

Como mencionado anteriormente, nosso objetivo neste trabalho é desenvolver ferramentas que forneçam aos professores informações úteis sobre o estado emocional dos alunos, para que eles possam avaliar essas emoções e, eventualmente, oferecer um feedback afetivo adequado aos estudantes.

Karyotis et al. (2018) propuseram uma metodologia para modelar emoções humanas como fluxo, excitação, calma, tédio, estresse, confusão, frustração e neutralidade em sistemas computacionais. Esta abordagem inclui técnicas para extrair informações emocionais dos usuários, introduz uma nova representação de emoções chamada modelo AV-AT e desenvolve um framework para prever e monitorar a trajetória afetiva dos usuários ao longo do tempo. Para validar essa metodologia, foram conduzidos experimentos tanto em ambientes controlados (offline) quanto em cenários reais (online), utilizando um

sistema de aprendizado personalizado. Os autores enfatizam a utilização de questionários de autoavaliação para capturar a intensidade das emoções, destacando a importância desses dados para uma análise mais profunda do estado emocional dos alunos.

Kolakowska e Landowska (2021) analisaram padrões comportamentais na interação humano-computador enquanto participantes escreviam opiniões positivas e negativas. Nesse estudo, 50 participantes foram instruídos a lembrar e redigir suas experiências de aprendizagem mais marcantes, tanto positivas quanto negativas. Durante o processo, foram registrados a dinâmica do pressionamento de teclas e coletadas mais de 50 características distintas, que foram avaliadas quanto à sua eficácia em distinguir entre opiniões positivas e negativas. A análise dos resultados revelou que, inicialmente, este método apresentou baixa acurácia. Uma abordagem alternativa que empregou questionários para rotular comportamentos relacionados ao prazer e excitação nas interações humano-computador demonstrou resultados significativamente mais precisos. O estudo conclui que, embora os padrões de digitação ofereçam alguma capacidade de reconhecimento das opiniões, a combinação com outras modalidades, como questionários de autoavaliação, pode aumentar substancialmente a precisão, reforçando a relevância desta técnica para a pesquisa em emoções.

Mohanan, Stringfellow e Gupta (2017) apresentaram a integração de um mecanismo de detecção de emoções em um sistema de tutoria inteligente, a fim de criar um sistema de tutoria emocionalmente inteligente (EITS). As expressões faciais do aluno são capturadas com o auxílio de uma webcam posicionada no monitor, enquanto os movimentos do mouse, cliques, velocidade e expressões faciais são considerados como entrada para o sistema de tutoria, utilizado para analisar o estado motivacional e emocional do aluno que pode ser alegria, tristeza, medo, nojo, raiva, surpresa, excitação, vergonha, constrangimento e desprezo.. O EITS responde ajustando dinamicamente o conteúdo pedagógico e os conceitos abordados, similarmente aos tutores humanos em termos de

personalização do ensino. Além disso, o sistema pode gerenciar múltiplos alunos simultaneamente, adaptando-se aos diferentes estilos de aprendizagem de cada um. No entanto, este sistema pode ser considerado invasivo por alguns estudantes, os deixando desconfortáveis durante o aprendizado.

3.2 Motivação no Aprendizado

Entender a motivação e o valor atribuído aos cursos pelos alunos é crucial para desvendar as dinâmicas de engajamento e desempenho acadêmico. Diversos estudos têm abordado esses fatores e como eles influenciam o envolvimento dos alunos e seu desempenho acadêmico.

Hoover (2017) realizaram um estudo visando identificar fatores que se correlacionam com o sucesso acadêmico. Para isso, os estudantes foram solicitados a relatar sua percepção de valor do curso, interesse, prazer e facilidade com os tópicos do curso. Surpreendentemente, embora um alto valor percebido não tenha sido um indicativo consistente de sucesso acadêmico, altos níveis de interesse e prazer foram fortemente associados a melhores desempenhos, sugerindo que a motivação intrínseca pode ser mais influente do que a percepção consciente de utilidade. Entretanto, este estudo utilizou o contexto das ciências agrárias para analisar a motivação dos estudantes, enquanto que o presente trabalho é focado no ensino de programação.

Wigfield e Eccles (2020) desenvolveu o modelo de valor de expectativa situado (SEVT), que examina como os valores subjetivos atribuídos às tarefas evoluem desde a infância até a adolescência. Este estudo não apenas detalhou os componentes do valor intrínseco, utilidade, realização e custo percebido de tarefas, mas também discutiu como esses valores são influenciados e como, por sua vez, influenciam as escolhas e comportamentos acadêmicos dos alunos ao longo do tempo.

Benabbes (2023) focou na correlação entre engajamento e sucesso em cursos online, utilizando dados como número de postagens em fóruns e tempo

dedicado na plataforma de aprendizagem para prever o sucesso dos alunos. Este estudo ressalta a importância de métricas ativas de participação como indicadores de envolvimento e sucesso em ambientes virtuais. A pesquisa considera a participação dos alunos em fóruns, o que limita o estudo aos alunos que estão engajados e buscando compreender o conteúdo.

Banihashem (2023) explorou as atitudes e emoções (carga de trabalho, estresse, bem-estar e motivação) de professores e alunos em relação à educação híbrida, utilizando ferramentas online para modelar como esses fatores afetam o desempenho percebido. Os resultados mostraram que, apesar de uma alta carga de trabalho e baixo bem-estar, a motivação permanece alta, embora a satisfação com as atividades de ensino não tenha demonstrado um efeito mediador significativo. O estudo apenas analisa o impacto da educação híbrida mas não fornece soluções para instigar a motivação.

3.3 Análise de Emoções, motivação e Valor do Curso

A interação entre análise de emoções e avaliação do valor do curso é crucial para uma compreensão abrangente do comportamento estudantil e de suas necessidades em diversos ambientes educacionais. Pesquisadores têm explorado essas dimensões para entender como elas influenciam o engajamento e o desempenho dos alunos. Esta seção descreve trabalhos que combinam análises de emoções e do valor do curso visando entender melhor o comportamento e as necessidades dos estudantes.

Parker et al. (2021) desenvolveu um estudo utilizando uma abordagem inovadora para segmentar alunos em perfis de motivação baseados na teoria do controle-valor em um curso universitário online de dois semestres. Identificando três perfis principais — "alto controle-prazer", "baixo controle-tédio", e "baixo valor-tédio". Este trabalho correlacionou essas categorias com o desempenho acadêmico dos alunos nos testes semestrais. Os alunos categorizados como "alto controle-prazer" demonstraram um desempenho consistentemente

superior e mantiveram expectativas mais altas em relação às suas notas, destacando a importância de estratégias pedagógicas que aumentam a percepção de controle e prazer no aprendizado online.

Em um contexto de avaliação, **??**) focou nas emoções de estudantes de medicina usando uma plataforma de aprendizado digital. Ao longo de 40 dias, os alunos registraram suas emoções diárias como raiva, tensão, alegria e orgulho e seus objetivos de aprendizado, permitindo aos pesquisadores observar como as reações emocionais após falhas influenciavam a revisão de metas. Os resultados deste estudo são particularmente reveladores, mostrando que a gestão emocional após experiências de falha é crucial para ajustes estratégicos em objetivos futuros, o que pode alterar significativamente o desempenho em atividades subsequentes. O estudo coleta informações apenas uma vez ao dia, o que pode ser insuficiente para uma intervenção oportuna.

O estudo realizado por Zhu et al. (2022) investiga o efeito mediador das emoções acadêmicas positivas como interesse, prazer, esperança, orgulho e relaxamento na motivação e desempenho de estudantes universitários em ambientes de aprendizagem online, bem como possíveis diferenças nos efeitos mediadores entre métodos de aprendizagem online e offline. Os resultados indicam que a motivação tem efeito positivo no desempenho em aprendizado online assim como as emoções acadêmicas positivas. Além disso, o estudo constatou que as emoções acadêmicas positivas exercem um papel mediador entre a motivação para o aprendizado online e o desempenho da aprendizagem online dos estudantes universitários. Outra descoberta importante foi que o efeito mediador das emoções acadêmicas positivas na aprendizagem offline é significativamente maior do que na aprendizagem online. Neste estudo, a amostra utilizada provém de um contexto específico, o que pode limitar a generalização dos resultados para outras populações ou cenários.

Para captar a motivação dos alunos, Hasnine (2023) implementou uma tecnologia de reconhecimento facial e análise comportamental para monitorar o engajamento dos alunos durante as aulas observado raiva, nojo, medo,

feliz, triste, surpresa e neutra. O estudo teve como objetivo classificar o comportamento dos alunos em cinco tipos de engajamento: "engajamento forte", "engajamento alto", "engajamento médio", "baixo engajamento" e "desengajamento" e dois tipos de níveis de concentração: "concentrado" e "distráido". O sistema foi projetado para fornecer informações sobre os estados emocionais dos alunos, os agrupamentos de alunos engajados e desengajados, assistência com intervenção, criar um relatório de resumo pós-aula e configurar os parâmetros de automação para se adaptar ao ambiente de estudo. O sistema desenvolvido utiliza reconhecimento facial de emoções, o que pode resultar em erros de identificação devido às limitações da tecnologia.

Zeng (2023) abordou a relação entre satisfação no ensino online, motivação escolar, engajamento no aprendizado e realização acadêmica baseados nas teorias de controle-valor de emoções e de autodeterminação. O estudo demonstrou que um ambiente online que satisfaz os alunos é crucial para fomentar uma maior motivação e, conseqüentemente, um melhor desempenho acadêmico. Apesar disso, o estudo destacou a necessidade de um ambiente mais controlado para a obtenção de dados mais precisos.

Por fim, Hamilton (2023) conduziu um estudo sobre a prevalência da relevância pessoal e seu impacto em variáveis cognitivas e motivacionais, como emoções de realização (prazer, orgulho, raiva, tédio, esperança, ansiedade, curiosidade, felicidade, medo, confusão, desesperança, surpresa e frustração), valor intrínseco, autoeficácia, ansiedade de teste, uso de estratégias cognitivas, autorregulação e metacognição em um ambiente virtual. Os estudantes responderam a questionários que revelaram que aqueles com alta experiência transformadora (ET) relataram emoções positivas, interesse, valor intrínseco, autoeficácia, uso de estratégias cognitivas, ansiedade de teste e autorregulação significativamente mais altos, resultando em benefícios cognitivos e motivacionais superiores comparados aos que tiveram baixos níveis de ET. No entanto, não foi encontrada uma relação clara entre ET e as notas finais dos alunos no curso.

3.4 Considerações finais

A Tabela 3.1 apresenta um resumo dos estudos discutidos ao longo deste capítulo. A tabela está organizada em “Referência” onde são listados os autores dos trabalhos, “Ano” com o ano de publicação, “Aspecto de análise” dividido em Emoções para trabalhos focados em estudo de emoções, Motivação para trabalhos que avaliem a motivação dos alunos incluindo a percepção de valor do curso e Emoções e motivação quando o trabalho aborda ambos os temas. Por fim a coluna “Abordagens” detalha a abordagem utilizada pelos autores para realização da pesquisa.

Referência	Ano	Aspecto de análise	Abordagens
Arquedas et al.	2018	Emoções	Categoriza emoções e disponibiliza aos alunos provendo feedback de suas emoções
Cabada et al.	2020	Emoções	Trabalha com alunos de programação em ambiente virtual
Clayton et al.	2018	Motivação	Utiliza alunos de programação avaliando preferência por ensino online ou presencial
Hoover	2017	Motivação	Estuda motivação e valor do curso
Mohanan et al.	2017	Emoções	Analisa emoções e captura o feedback dos alunos durante a aula online e prepara a interface para se adaptar as dificuldades do aluno no futuro.
Karyotis et al.	2018	Emoções	Propõe um modelo de análise de emoções adaptativo para larga escala

Kolakowska and Lan- dowska	2021	Emoções	Compara a captura de emoções com keystroke e questionário de autoavaliação
Parker et al.	2021	Emoção e motivação	Utiliza vários parâmetros para acompanhar o desempenho do aluno
Pekrun et al.	2007	Emoções e motivação	Estuda o efeito que emoções tem durante o ensino
Reis et al.	2021	Emoções	Propõe um algoritmo que analisa o desempenho do aluno e ajuda a escolher o melhor método de intervenção
Sc harma and Mansotra	2019	Emoção	Investiga a atenção do aluno
Theobald et al.	2021	Emoção e motivação	Compara o efeito da expectativa sobre a emoção e a revisão dessa expectativa
Wigfield and Eccles	2020	Motivação	Pesquisa sobre os valores subjetivos da tarefa e motivação em estudantes
Zhu et al.	2022	Emoções e motivação	Utiliza emoções e motivação em ambiente online e offline para comparar desempenho do aluno
Benabbes et al	2023	Motivação	Avalia motivação do aluno por parâmetros implícitos

Hasnine et al	2023	Motivação	Avalia motivação do aluno por estado afetivos com um sistema automatizado de reconhecimento de emoções por vídeo
Banihashem et al	2023	Motivação	Utiliza emoções para analisar a motivações tanto de professores quanto alunos
Zeng et al	2023	Emoções e Motivação	Estuda a motivação no aprendizado online no contexto de emoções de realização
Hamilton et al	2023	Emoções e Motivação	Estuda a motivação no aprendizado online utilizando vários parâmetros
Este trabalho	2023	Emoções e motivação	Utiliza emoções e motivação para acompanhar o aluno e tentar prever momentos em que a intervenção do professor é necessária durante o aprendizado online

Tabela 3.1 – Trabalhos relacionados

Os trabalhos relacionados encontrados abordam diferentes aspectos associados à aprendizagem e ao comportamento estudantil, mas todos têm em comum o objetivo de melhorar a educação por meio de uma compreensão mais aprofundada do aluno e de suas necessidades. Especialmente no ensino online, que corresponde a 46,67% dos trabalhos relacionados, a distância impede que o professor atue de forma personalizada. Assim, muitos pesquisadores buscaram nas emoções uma forma de identificar padrões de comportamento

que sinalizassem a necessidade de intervenção do professor. Para isso, 46% dos artigos relacionados usam emoções como recurso de acompanhamento do comportamento do indivíduo e 26,6% analisam a motivação isoladamente, além de realçarem em alguns momentos outro parâmetro do contexto em que o aluno está inserido, como o valor do curso. Desta forma, para 26,6% dos autores relacionados no presente trabalho, a combinação de ambos os parâmetros pode ampliar a compreensão da disposição do aluno em se dedicar à matéria e do quanto de sucesso ele está alcançando durante o aprendizado online.

O presente estudo adota uma abordagem multivariada para investigar a relação entre as emoções experimentadas pelos alunos ao resolver exercícios de programação em um juiz online, o valor percebido do curso e suas notas finais. A coleta de dados é realizada de forma não intrusiva, de modo a não interferir no raciocínio do aluno e permitir que ele se sinta confortável para responder. A coleta e análise de dados ao longo do curso possibilita a identificação de padrões comportamentais que indicam quando o estudante está enfrentando dificuldades, fornecendo subsídios para uma intervenção adequada.

4 Método de Pesquisa

Neste capítulo são apresentados os procedimentos metodológicos utilizados para a realização da pesquisa. O capítulo inicia introduzindo o contexto educacional e fornecendo uma visão geral do método de pesquisa. Em seguida são apresentadas uma descrição das amostras da pesquisa e dos instrumentos utilizados para a coleta de dados.

4.1 Introdução

Neste estudo, analisamos o impacto no desempenho dos alunos de disciplinas de introdução a programação, considerando (i) as emoções vivenciadas por eles durante as tarefas de programação e (ii) o valor que percebem sobre o curso. Realizada na Universidade Federal do Amazonas UFAM e especificamente no Instituto de Computação Instituto de computação (ICOMP)¹, a pesquisa adota uma abordagem de ensino híbrido para os cursos introdutórios de programação. Esse modelo educacional integra atividades presenciais e online, destacando-se o uso de plataformas de juiz online para a execução de exercícios de programação. A metodologia empregada busca compreender como os estados emocionais experimentados durante essas atividades influenciam o resultado dos estudantes no curso, bem como a percepção de valor que atribuem ao curso. O objetivo é que os resultados desse estudo sirvam de embasamento para a escolha de práticas pedagógicas mais adequadas em cada situação melhorando assim a eficácia educacional e a satisfação dos alunos com a experiência do curso.

Os cursos de introdução à programação oferecidos pelo ICOMP são organizados em sete módulos distintos. Esses módulos abrangem os seguintes tópicos: (1) estruturas sequenciais; (2) estruturas condicionais simples (if-then-

¹ <https://icomp.ufam.edu.br>

else); (3) estruturas condicionais aninhadas; (4) loops while; (5) arrays e strings; (6) laços for; e (7) matrizes. Cada módulo é composto por uma lista de exercícios e um teste.

Um juiz online, denominado CodeBench ², serve como plataforma principal de aprendizado. Através do CodeBench, os alunos têm acesso a uma variedade de questões e testes que podem ser codificados e submetidos por meio de uma interface intuitiva (Figura 4.1). Os códigos submetidos pelos alunos são corrigidos automaticamente, proporcionando um feedback imediato. Além disso, o CodeBench permite aos alunos acessar materiais de aula e acompanhar seu progresso no aprendizado (COELHO, 2023).

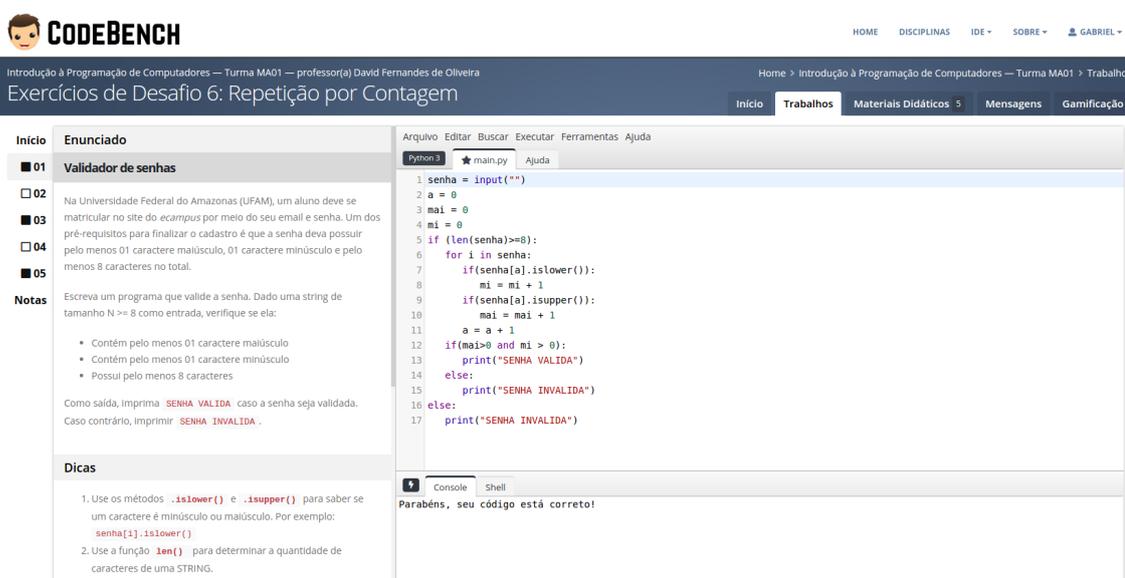


Figura 4.1 – Screenshot da interface de resolução de exercícios do CodeBench.

Fonte: <https://codebench.icomp.ufam.edu.br>

Adicionamos ao CodeBench novos recursos para o presente estudo, incluindo questionários onde os alunos podem relatar sobre as emoções que estão sentindo durante as atividades de programação e o valor percebido por eles no curso. As respostas desses questionários, juntamente com as métricas de desempenho coletadas ao final do curso, fornecem uma base rica de dados para análise.

² <https://codebench.icomp.ufam.edu.br>

Os dados coletados estão disponíveis em um dataset público³, e contém informações detalhadas sobre as ações dos alunos durante suas interações com a interface do CodeBench, além das emoções registradas pelos alunos e de suas respostas sobre o valor do curso.

A Figura 4.2 exemplifica esses registros, contendo informações como o ID do aluno (anonimizado), o ID do curso, o ID da atividade (lista ou teste), o ID da questão respondida, a emoção indicada pelo aluno, o contexto (timeout ou submissão) e a data e hora do registro da emoção. Além das colunas visíveis na imagem, o dataset também fornece a nota final do aluno para cada atividade e as respostas para o questionário de valor do curso.

id	id_user	id_turma	id_trabalho	id_exercicio	emocao	contexto	created_at
17	6442	378	3103	1105	orgulho	timeout	2022-02-11 06:31:33
20	5023	377	3097	2443	neutro	submissao	2022-02-11 08:52:41
21	5023	377	3097	2445	frustracao	submissao	2022-02-11 08:58:07
22	5473	377	3097	652	orgulho	submissao	2022-02-11 09:07:41
23	6442	378	3103	1107	neutro	timeout	2022-02-11 09:10:43

Figura 4.2 – Exemplo do log fornecido para registro de emoções.

Fonte: Produzida pelo autor

A Figura 4.3 ilustra as etapas do processo metodológico adotado nesta pesquisa. A primeira etapa envolve a apresentação da pesquisa aos alunos iniciantes em programação, que participaram do estudo. Durante a execução dos exercícios no CodeBench, questionários sobre as emoções dos alunos e o valor percebido do curso foram integrados à plataforma e disponibilizados para os alunos. A etapa final consiste na coleta de dados do dataset do CodeBench, seguida pela análise desses dados. Esta análise utiliza métodos estatísticos como o modelo de regressão linear para explorar as relações entre as variáveis estudadas.

³ <https://codebench.icomp.ufam.edu.br/dataset/>

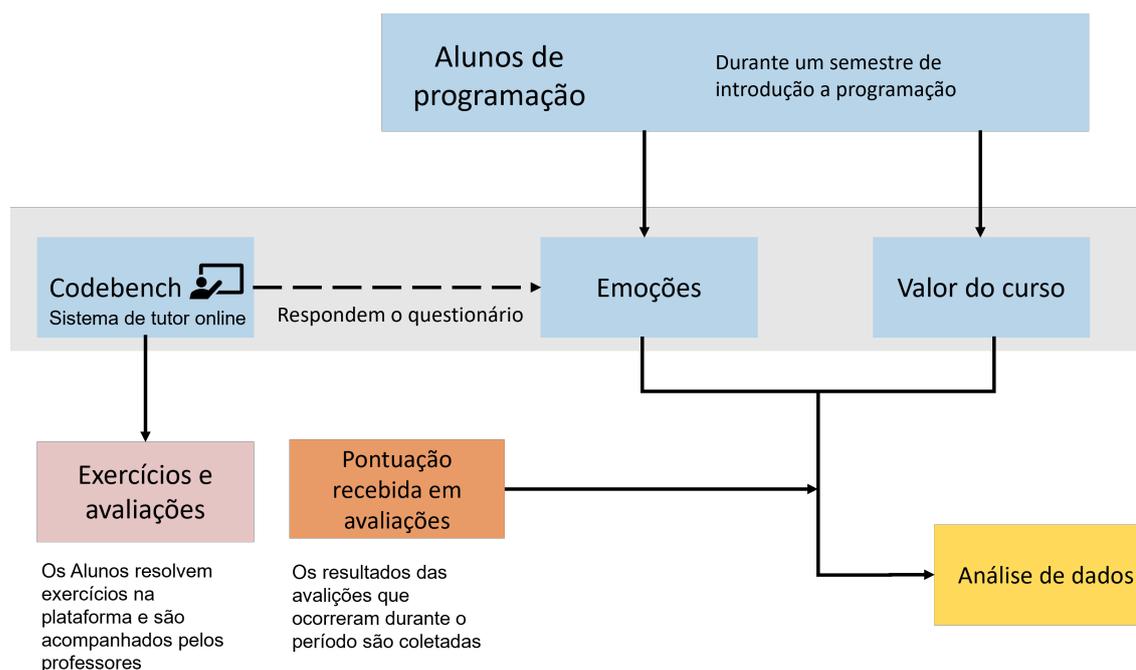


Figura 4.3 – Visão geral do método de pesquisa

Fonte: Produzida pelo autor

4.2 Participantes e Procedimento

Este estudo envolveu a participação de 269 estudantes da Universidade Federal do Amazonas, todos inscritos em cursos introdutórios de programação. Os alunos são oriundos de várias áreas das ciências exatas e engenharias, incluindo Engenharia Elétrica, Física, Geologia, Engenharia de Produção, Engenharia de Computação, Matemática e Estatística. Como mostrado na Figura 6, 42,75% dos participantes eram do sexo feminino e 57,25% do sexo masculino. Além disso, 61,34% dos estudantes relataram não ter experiência anterior com programação, enquanto 38,66% afirmaram ter algum contato prévio com programação ou linguagens de programação.

Os participantes foram devidamente informados sobre os objetivos da pesquisa e as métricas utilizadas. A coleta de dados foi realizada entre os anos de 2021 e 2023. Durante esse período, os estudantes responderam listas de exercícios e avaliações dos sete módulos do curso utilizando o CodeBench. Durante a resolução dos exercícios e das avaliações, os alunos foram periodicamente questionados sobre suas emoções. O tempo de intervalo para a exibição

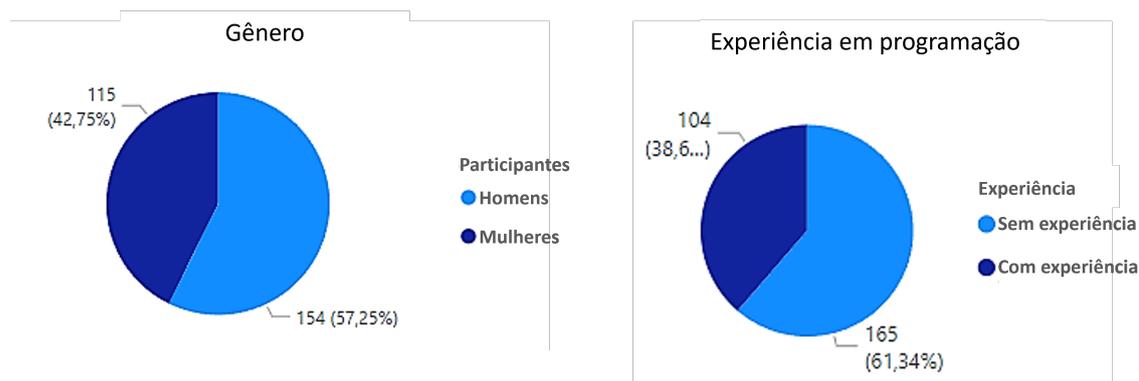


Figura 4.4 – Distribuição de gênero e experiência em programação.

do questionário foi a média calculada que alunos de turmas anteriores levaram para resolver exercícios desse mesmo curso, sendo 13 minutos. Desta forma, as perguntas eram apresentadas para os alunos a cada 13 minutos enquanto respondiam à mesma questão ou após cada submissão bem-sucedida.

Em um ponto intermediário do curso, foi solicitado aos alunos que preenchessem um questionário avaliando o valor percebido do curso. Este questionário consistia em cinco perguntas que exploravam diferentes aspectos da motivação. Ao final do curso, foram compilados os resultados das atividades dos alunos e comparados com os dados sobre emoções e motivação coletados durante o curso. É importante destacar que o estudo foi aprovado pelo Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas e somente foram utilizadas as pontuações dos alunos que consentiram em participar do estudo.

4.3 Instrumentos

4.3.1 Questionário de Emoções

Neste estudo foi utilizado um questionário de escolha de emoções para garantir simplicidade e facilidade de uso. Esse instrumento permite que os participantes selecionem emoções de uma lista predefinida, facilitando a identificação e expressão de suas emoções de forma direta e objetiva. A utilização de uma lista fixa também promove a consistência dos dados coletados, tornando-os

comparáveis entre os participantes e com outros estudos que utilizam conjuntos similares de emoções.

As emoções selecionadas para este estudo foram escolhidas com base em uma revisão sistemática da literatura sobre emoções no contexto educacional, especialmente em cursos de programação. Esta análise identificou as três emoções mais frequentes com valência positiva (engajamento, satisfação, orgulho) e as três emoções mais frequentes com valência negativa (confusão, frustração, tédio)(PARKER et al., 2021)(REIS et al., 2021)(CABADA et al., 2020). Foi incluída também a opção “neutro” para permitir que os participantes expressem um estado emocional estável ou optem por não compartilhar suas emoções e ainda contribuir com a pesquisa.

A Figura 4.5 exibe a interface do questionário de emoções utilizado neste estudo. O questionário permite que os alunos selecionem uma emoção e confirmem sua escolha clicando em um botão específico. Se desejarem, podem fechar a janela do questionário clicando fora de sua área; neste caso, essa ação não será contabilizada para a pesquisa.

Experimento de Análise de Emoções

Qual é a emoção que você mais tem sentido durante a resolução deste exercício?

- Tédio
- Frustração
- Confusão
- Neutro
- Engajamento
- Satisfação
- Orgulho

Cancelar

Enviar Resposta

Figura 4.5 – Questionário de emoções

No início de cada semestre, um participante da pesquisa visitava as salas de aula para explicar o estudo e fornecer exemplos de situações em que

as emoções podem ocorrer, contextualizando assim os alunos. Por exemplo, as emoções positivas como engajamento, podem ocorrer quando o aluno está concentrado e envolvido na resolução dos exercícios; a satisfação pode ocorrer quando o aluno consegue entregar as atividades com sucesso; e o orgulho pode ocorrer quando o aluno supera desafios e obtém resultados positivos. Por outro lado, as emoções negativas como confusão, podem ocorrer quando o aluno não compreende claramente o que deve ser feito ou como responder às questões; a frustração pode ocorrer quando o aluno tenta várias vezes e ainda assim não consegue acertar; e o tédio pode ocorrer quando o aluno perde o interesse e fica desmotivado para fazer as atividades do curso.

O questionário foi exibido em momentos-chave, baseados no tempo médio de 13 minutos que os alunos levam para submeter uma resposta com sucesso, ou imediatamente após uma submissão bem-sucedida. A coleta de dados foi estendida também às avaliações, momentos em que os alunos enfrentam pressões e desafios aumentados.

4.3.2 Valor do curso

O questionário de valor do curso foi desenvolvido com base na abordagem pedagógica para questionário de motivação descrito por Moura, Souza e Viana (2021) adaptado de Sweeney e Soutar (2001). Ele é composto por cinco afirmações em escala Likert, variando de “Discordo completamente” a “Concordo plenamente”. Essas perguntas abordam as cinco dimensões da motivação mencionadas no trabalho de Sweeney e Soutar (2001).

As cinco dimensões da motivação voltadas para realização propostas por Sweeney e Soutar (2001) são: social, emocional, funcional, valor epistêmico e condicional. As dimensões de realização refere-se ao desejo de alcançar objetivos e melhorar a si mesmo. Indivíduos com um alto nível de motivação de realização são impulsionados pela necessidade de ter sucesso, assumir riscos e se destacar em sua área de estudo.

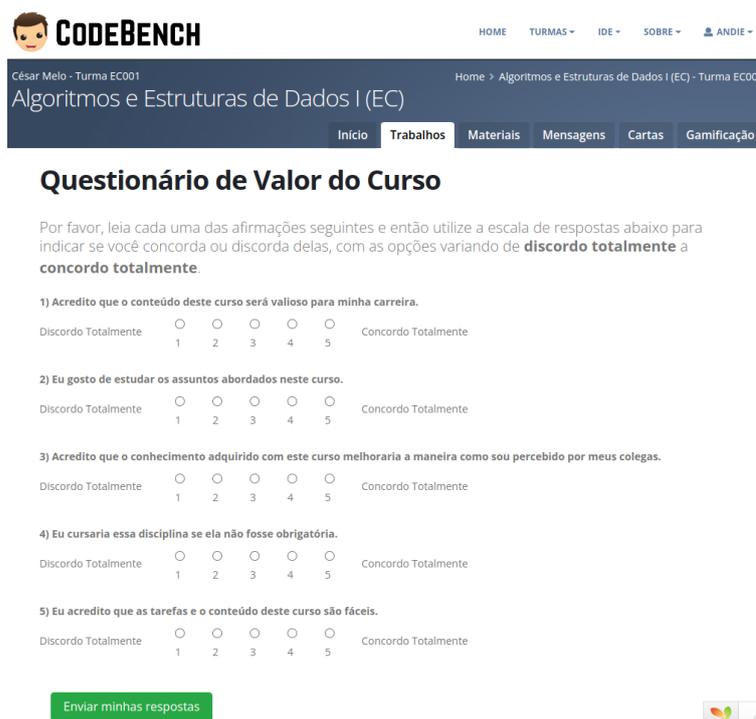
Ao identificar as motivações de um indivíduo, é possível criar ambientes que promovam o sucesso e a realização. Por exemplo, um professor pode estruturar as atividades de estudo para atender à motivação de um aluno com alta dimensão funcional ou emocional, ou adaptar seu estilo de ensino para atrair alunos com alta motivação social.

Portanto, compreender o valor que os alunos atribuem ao curso está intimamente ligado à motivação que eles possuem para realizá-lo. A aplicação desse questionário pode fornecer uma perspectiva relevante sobre o nível de dedicação dos alunos em relação ao curso. Ao obter informações sobre o valor percebido pelos alunos, é possível identificar o quanto eles estão dispostos a se empenhar, se envolver ativamente nas atividades acadêmicas e superar desafios.

Com base nas considerações apresentadas, foi desenvolvido um questionário para avaliar o valor que os alunos atribuem ao curso, observando suas motivações para ingressar e permanecer na disciplina. Para isto, foram formuladas cinco afirmações, cada uma abordando uma dimensão da motivação, para que os alunos pudessem classificá-las de 1 (discordo totalmente) a 5 (concordo totalmente). As afirmações se encontram descritas a seguir:

- Acredito que o conteúdo deste curso será valioso para minha carreira.
- Eu gosto de estudar os assuntos abordados neste curso.
- Acredito que o conhecimento adquirido com este curso melhoraria a maneira como sou percebido por meus colegas.
- Eu cursaria essa disciplina se ela não fosse obrigatória.
- Eu acredito que as tarefas e o conteúdo deste curso são fáceis.

As afirmações desenvolvidas foram adicionadas a um formulário e incorporadas no CodeBench. Durante a aplicação do questionário, uma breve explicação sobre o seu conteúdo foi apresentada em sala. A Figura 4.6 ilustra a visualização do questionário.



The screenshot shows the CODEBENCH interface for a course named 'Algoritmos e Estruturas de Dados I (EC)'. The page title is 'Questionário de Valor do Curso'. Below the title, there is a paragraph of instructions: 'Por favor, leia cada uma das afirmações seguintes e então utilize a escala de respostas abaixo para indicar se você concorda ou discorda delas, com as opções variando de **discordo totalmente** a **concordo totalmente**.' There are five numbered statements, each followed by a 5-point Likert scale. The scales are as follows:

- 1) Acredito que o conteúdo deste curso será valioso para minha carreira. (Scale: 1 to 5)
- 2) Eu gosto de estudar os assuntos abordados neste curso. (Scale: 1 to 5)
- 3) Acredito que o conhecimento adquirido com este curso melhoraria a maneira como sou percebido por meus colegas. (Scale: 1 to 5)
- 4) Eu cursaria essa disciplina se ela não fosse obrigatória. (Scale: 1 to 5)
- 5) Eu acredito que as tarefas e o conteúdo deste curso são fáceis. (Scale: 1 to 5)

At the bottom of the questionnaire, there is a green button labeled 'Enviar minhas respostas' and a small logo on the right.

Figura 4.6 – Questionário de valor do curso.

A aplicação do questionário ocorre uma vez durante todo o curso, próximo à metade da duração da disciplina. Esse momento é escolhido estrategicamente para garantir que os alunos tenham adquirido um certo nível de compreensão do conteúdo, permitindo que respondam com maior propriedade e embasamento.

4.3.3 Nota Final

O desempenho acadêmico dos alunos é um indicador crucial do progresso e do sucesso educacional. Neste estudo, avaliamos o desempenho considerando as pontuações alcançadas ao longo do curso. Essas avaliações foram realizadas após a conclusão de cada um dos sete módulos, incluindo tanto o conteúdo específico do módulo quanto os temas acumulados dos módulos anteriores. Cada avaliação consistiu em três problemas, com cada problema contribuindo igualmente para a nota final do módulo, em uma escala de 0 a 10. As notas foram registradas automaticamente no banco de dados do CodeBench.

Utilizamos as notas dos alunos como métrica para avaliar tanto o sucesso quanto as dificuldades enfrentadas individualmente durante o curso. Além disso, essas informações foram correlacionadas com dados sobre as emoções experienciadas e o valor percebido do curso pelos estudantes. O objetivo desta análise integrada é descobrir padrões e tendências que possam elucidar as interações entre o desempenho acadêmico, as emoções dos alunos e suas percepções de valor do curso.

4.3.4 Análises Estatísticas

As emoções dos alunos durante a realização de atividades acadêmicas podem variar significativamente em resposta aos diferentes estímulos que encontram, refletindo a maneira como eles lidam com os desafios apresentados. Portanto, é inadequado considerar uma única emoção expressa em um momento isolado — como na primeira questão de um teste prático — como determinante para a nota final do aluno. Dado que os alunos podem experimentar uma gama diversificada de emoções ao longo de um teste, a abordagem adotada neste estudo foi analisar como as emoções evoluem desde o início até o fim do teste para capturar uma visão mais abrangente da experiência emocional dos estudantes.

Para investigar o impacto das emoções e do valor percebido do curso sobre as notas finais dos alunos, empregamos o modelo linear misto (PINHEIRO; BATES, 2006). Este modelo é particularmente adequado para dados educacionais, pois permite modelar efeitos fixos e aleatórios, e assim ajustar para lidar com variáveis que podem influenciar aleatoriamente os resultados. Essa abordagem é crucial para controlar variáveis não observadas que podem afetar o desempenho dos alunos, além de capturar a influência de variáveis de interesse sobre a nota final.

O modelo linear misto pode ser formalizado da seguinte maneira:

$$Y_{ij} = X_{ij}\beta + Z_{ij}\gamma_i + \epsilon_{ij}, i$$

Onde:

- Y_{ij} representa a nota do aluno i no teste j .
- X_{ij} é a matriz de design para os efeitos fixos, incluindo variáveis como o valor percebido do curso.
- β é o vetor de coeficientes dos efeitos fixos.
- Z_{ij} é a matriz de design para os efeitos aleatórios, incluindo variáveis individuais como as emoções iniciais e finais.
- γ_i é o vetor de efeitos aleatórios para o aluno i .
- ϵ_{ij} é o termo de erro (resíduo), assumido como normalmente distribuído com média zero e variância constante.

A análise foi conduzida conforme os seguintes passos:

- Observação da primeira (início) e última (fim) emoção registrada em cada teste prático para entender a amplitude emocional.
- Variável aleatória considerada: a média das pontuações de cada indivíduo, para ajustar variações de desempenho que são específicas a cada aluno.
- Variável fixa: a turma a qual o aluno pertence, controlando por características homogêneas dentro de cada grupo.

Para aplicar o modelo de regressão linear mista foi necessário verificar a normalidade dos resíduos, uma premissa básica para a validade do modelo. Para isso, utilizamos o método de resíduos menos confundidos, cuja análise visual é apresentada na Figura 4.7. A distribuição dos resíduos exibiu uma forma semelhante à de uma curva de sino, típica de uma distribuição normal. Esta observação sugere que o modelo é apropriado para os dados analisados,

pois não há indícios significativos que justifiquem a rejeição da hipótese de normalidade dos resíduos.

Antes de aplicar o modelo linear misto, realizamos uma análise descritiva detalhada dos dados para obter uma visão geral das características dos participantes e das variáveis estudadas. Esta etapa inicial é crucial para identificar padrões, tendências e possíveis anomalias nos dados, o que nos permite entender melhor o contexto antes de proceder com análises mais complexas.

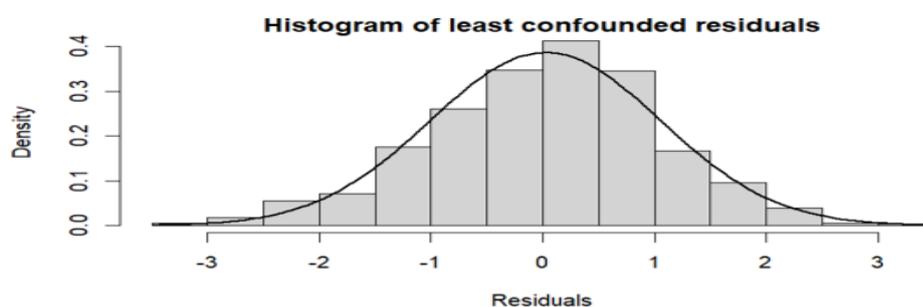


Figura 4.7 – Resultado da análise de resíduos menos confundidos.

4.4 Considerações Finais

Durante o desenvolvimento dessa pesquisa foram executados vários processos, dentre eles podemos destacar a escolha cuidadosa dos métodos, considerando a natureza dos dados coletados e os objetivos da pesquisa. A utilização de questionários de autoavaliação, por exemplo, pode ser uma maneira eficaz de coletar informações sobre as emoções e motivação dos alunos, mas é preciso garantir que as questões sejam claras e objetivas para evitar interpretações equivocadas.

Além disso, é importante destacar que os resultados obtidos podem ser influenciados por fatores externos, como o ambiente de aprendizagem e a cultura em que os alunos estão inseridos. Portanto, é essencial levar em consideração esses fatores ao interpretar os dados e tirar conclusões.

5 Resultados e Discussões

Neste capítulo, apresentamos os resultados e as discussões do estudo, destacando como a análise de diferentes emoções, expressas durante a realização dos exercícios de programação, correlaciona-se com o desempenho acadêmico dos estudantes. Além disso, examinamos como a avaliação do valor do curso por parte dos alunos influencia sua dedicação e empenho no curso. Os resultados fornecem uma compreensão mais profunda dos fatores emocionais e motivacionais que afetam a aprendizagem, contribuindo para a melhoria das estratégias pedagógicas em ambientes educacionais presenciais e virtuais.

5.1 Análise das Emoções

A análise dos relatos dos alunos sobre os estados emocionais sentidos ao longo dos cursos revela algumas informações importantes. A Figura 5.1 detalha a distribuição geral das emoções ao longo do curso. Satisfação e Orgulho foram as emoções mais frequentemente relatadas, cada uma representando 16,53% do total de respostas, enquanto o Tédio foi a emoção menos comum, com apenas 8,13% das indicações.

Também foi feita uma análise sobre a distribuição das emoções de acordo com o gênero dos participantes. Em nossa base, dos 269 alunos que participaram do experimento, 42,75% são do sexo feminino e 57,25% são do sexo masculino. Esta análise visa identificar se há diferenças significativas nas emoções relatadas por cada gênero. Os resultados dessa análise são mostrados na Figura 5.2, onde é possível perceber que Satisfação e Orgulho foram as emoções mais relatadas por ambos os gêneros, com proporções similares de relatos entre homens e mulheres. Não foram observadas diferenças estatisticamente significativas nas emoções com base no gênero, indicando uma experiência emocional semelhante entre os grupos masculino e feminino

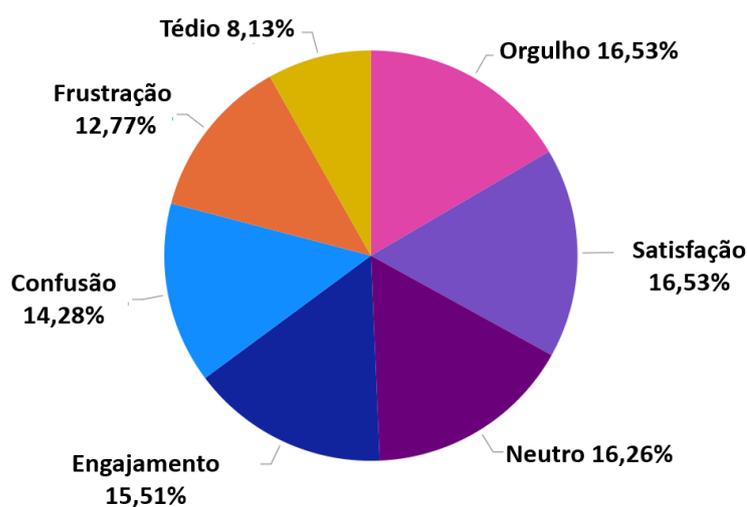


Figura 5.1 – Distribuição das emoções relatadas pelos participantes da pesquisa.

durante o curso.

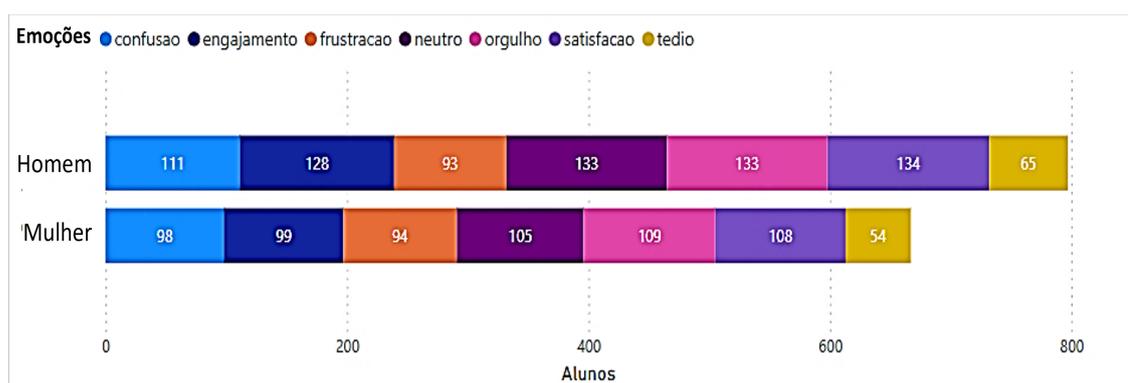


Figura 5.2 – Distribuição das emoções indicadas por gênero dos alunos.

A Figura 5.3 ilustra como as emoções foram distribuídas entre os alunos de 10 cursos diferentes. O curso de Matemática se destacou por uma quantidade maior de relatos sobre emoções, com a Satisfação sendo a mais prevalente.

A Tabela 5.1 apresenta um comparativo detalhado das emoções por curso, indicando uma predominância das emoções positivas, como orgulho e satisfação, em todos os cursos. Notavelmente, cursos como Engenharia de Petróleo e Gás e Estatística mostram altos níveis de engajamento e satisfação.

Além disso, a proporção de sentimentos neutros variou consideravelmente, de 13,79% em Engenharia de Petróleo e Gás a 17,65% em Estatística.

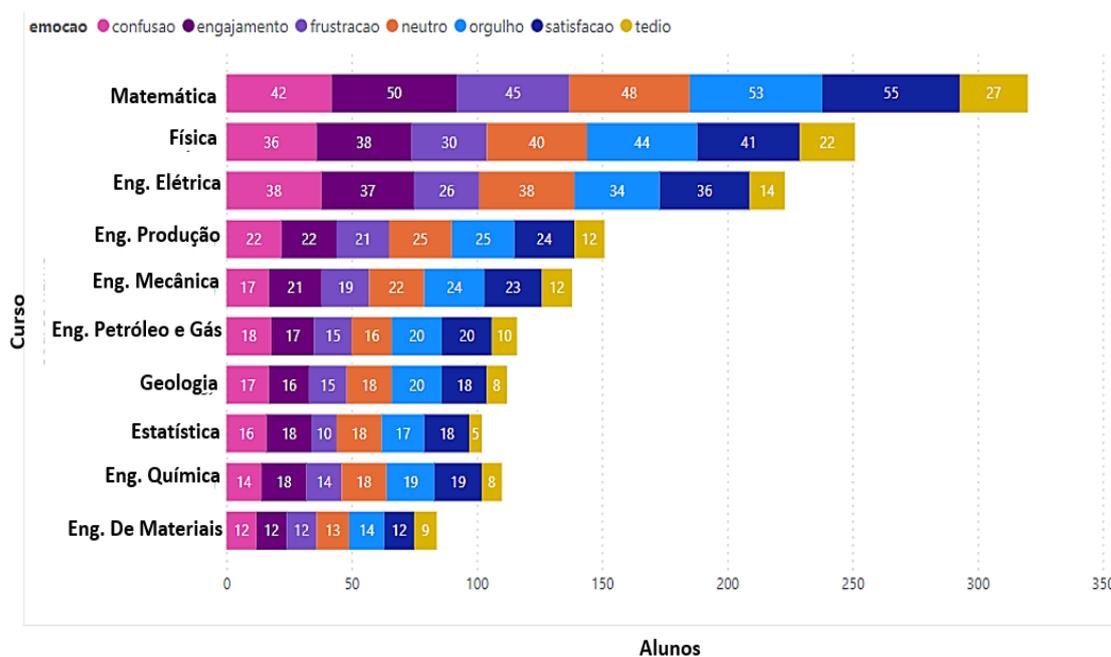


Figura 5.3 – Distribuição das emoções relatadas pelos alunos por curso.

Curso	Participantes	Confusão(%)	Tédio(%)	Frustração(%)	Neutro(%)	Orgulho(%)	Satisfação(%)	Engajamento(%)	Total(%)
Matemática	46	13.13	8.44	14.06	15.00	16.56	17.19	15.63	100.00
Física	44	14.34	8.76	11.95	15.94	17.53	16.33	15.14	100.00
Engenharia Elétrica	27	17.04	6.28	11.66	17.04	15.25	16.14	16.59	100.00
Engenharia de Produção	31	14.57	7.95	13.91	16.56	16.56	15.89	14.57	100.00
Engenharia Mecânica	27	12.32	8.70	13.77	15.94	17.39	16.67	15.22	100.00
Engenharia de Petróleo e Gás	20	15.52	8.62	12.93	13.79	17.24	17.24	14.66	100.00
Geologia	20	15.18	7.14	13.39	16.07	17.86	16.07	14.29	100.00
Estatística	14	15.69	4.90	9.80	17.65	16.67	17.65	17.65	100.00
Engenharia Química	21	12.73	7.27	12.73	16.36	16.67	17.27	16.36	100.00
Engenharia de Materiais	19	14.29	10.71	14.29	15.48	16.67	14.29	14.29	100.00
Média	26.90	14.48	7.87	12.84	15.98	16.90	16.47	15.44	-
Desvio Padrão	-	1.46	1.58	1.38	1.07	0.73	0.97	1.11	-
CV	-	10.08%	20.15%	10.80%	6.72%	4.35%	5.92%	7.23%	-

Tabela 5.1 – Comparativo de emoções por curso.

Esse resultado sugere que, em alguns cursos, uma parcela significativa dos alunos não identificou emoções fortes ou preferiu não expressá-las.

Emoções negativas como tédio foram mais altas em Engenharia de Materiais (10,71%), enquanto Engenharia Elétrica e Engenharia de Petróleo e Gás tiveram os maiores índices de confusão. Essas observações apontam para a necessidade de revisão curricular e métodos de ensino que possam melhor atender às necessidades dos alunos em cursos com alta incidência de emoções negativas.

A Tabela 5.2 descreve as valências emocionais (positivas, negativas e neutras) relatadas pelos alunos ao longo dos sete módulos do curso introdutório

de programação. Os módulos analisados são: 1 - Estruturas sequenciais; 2 - Estruturas condicionais simples (if-then-else); 3 - Estruturas condicionais aninhadas; 4 - Loops while; 5 - Arrays e strings; 6 - Laços for; e 7 - Matrizes. Essa análise visa identificar como diferentes partes do curso impactam as emoções dos estudantes, com o objetivo de identificar módulos que necessitam de ajustes para proporcionar uma experiência educacional mais positiva.

Módulo	Negativa (%)	Positiva(%)	Neutra (%)	Total (%)
Module 1	10.70	75.13	14.17	100.00
Module 2	14.40	69.81	15.80	100.00
Module 3	17.10	66.59	16.31	100.00
Module 4	20.58	62.04	17.39	100.00
Module 5	20.26	61.22	18.51	100.00
Module 6	18.16	60.97	20.87	100.00
Module 7	20.84	64.13	15.03	100.00

Tabela 5.2 – Comparação do total de indicações de emoções por módulo.

Os módulos iniciais, particularmente os módulos 1 e 2, tiveram mais indicações de emoções positivas, sugerindo que os alunos sentiram-se mais confiantes durante os módulos mais básicos do curso de introdução à programação. À medida que o conteúdo se torna mais avançado e complexo, os módulos 4, 5 e 7 mostram um aumento nas emoções negativas, indicando tópicos dos cursos que podem ser mais desafiadores para os alunos.

Para aprofundar nossa compreensão das emoções dos estudantes, foram exploradas a correlação entre as valências emocionais e as notas finais dos alunos. A Figura 5.4 ilustra a comparação entre as valências emocionais relatadas por estudantes aprovados e reprovados. Notavelmente, em ambos os grupos, as emoções mais frequentemente reportadas são positivas, o que está alinhado com os resultados apresentados em outras partes desta seção. No entanto, é particularmente interessante observar que os alunos reprovados predominaram nas indicações de emoções positivas, superando até mesmo os alunos aprovados neste aspecto. Este resultado sugere que a presença de emoções positivas não é um indicador exclusivo de sucesso acadêmico, levantando questões sobre a complexidade das relações entre emoções e desempenho

educacional.

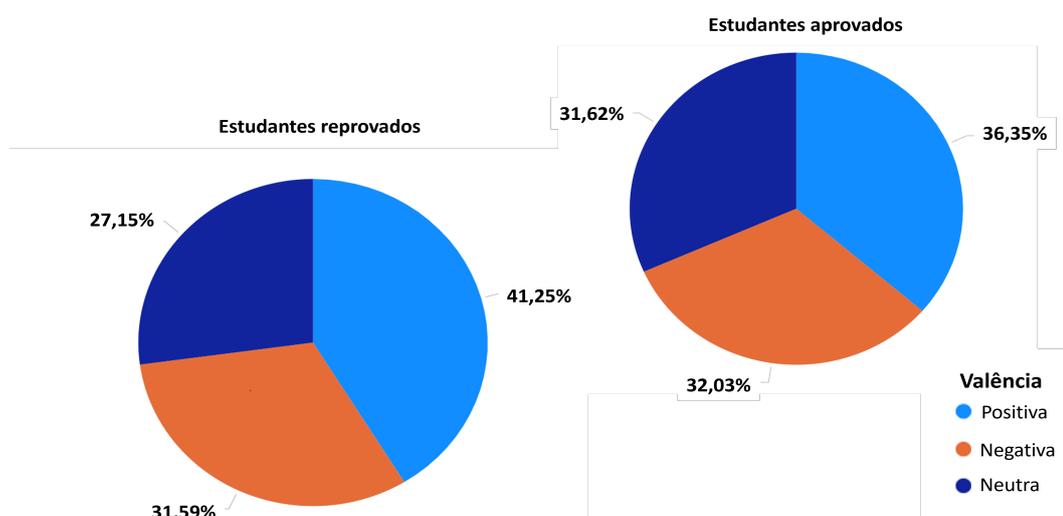


Figura 5.4 – Comparação entre estudantes aprovados e reprovados.

5.1.1 Análise de Impacto das Emoções e Testes Práticos no Desempenho do Aluno

Neste estudo foi aplicado o modelo de regressão linear misto para avaliar como as emoções e os testes práticos influenciam o desempenho dos alunos nos cursos introdutórios de programação. O uso desse modelo permite incorporar tanto efeitos fixos (turma a qual o aluno pertence, testes práticos) quanto efeitos aleatórios (média das pontuações de cada indivíduo), fornecendo uma compreensão mais completa dos fatores que impactam as notas finais.

Antes de aplicar o modelo de regressão linear misto, é essencial verificar se as suposições necessárias para a sua aplicação são atendidas. Uma dessas suposições fundamentais é a normalidade dos resíduos, que garante que as inferências e previsões feitas pelo modelo podem ser válidas. Para isso, foi conduzido o teste de Shapiro-Wilk para os resíduos do modelo para o dataset utilizado nessa pesquisa, obtendo $w = 0.99894$, $p = 0.6466$. O valor p alto indica que não há razão para rejeitar a hipótese de normalidade, sugerindo que a aplicação do modelo de regressão linear misto é apropriado para os nossos

dados.

Com a suposição de normalidade confirmada, avançou-se para analisar a estimação dos efeitos fixos relatados de cada teste prático e as notas finais do alunos. Foi utilizado o estado neutro para compor o intercepto como campo de referência para comparar os impactos de iniciar um teste com uma emoção positiva ou negativa. É importante notar que, embora os alunos possam relatar emoções em diversos momentos do exame, esta análise se concentra apenas nas emoções relatadas no início (primeiro relato) e no final dos testes (último relato).

A Tabela 5.3 detalha como diferentes emoções, relatadas por estudantes no início e no final de cada teste prático, afetam as notas finais. Cada linha da Tabela representa uma emoção diferente e indica se essa emoção está associada a uma melhora ou piora na pontuação dos alunos. A coluna "Tempo de Observação" indica o momento em que a emoção foi relatada, seja no início ou no final do teste. A coluna "Emoções" exibe as emoções analisadas como Satisfação, Frustração, Orgulho, etc. Em "Estimativas" está apresentado o efeito estimado de cada emoção na nota final, em contraste com o efeito neutro. Para esta medida, um número positivo sugere que essa emoção aumenta a nota, enquanto um número negativo sugere que ela diminui a nota. A coluna "p" corresponde ao Valor de p (p-value), que nos diz se o efeito é estatisticamente significativo. Um valor abaixo de 0.05 geralmente indica que há uma forte evidência de que a emoção tem um impacto real sobre as notas.

Emoções relatadas no início do teste:

- Emoções positivas, como Satisfação ($\beta = 0.75$, $p = 0.018$) e Orgulho ($\beta = 0.86$, $p = 0.003$), mostraram um aumento médio estatisticamente significativo nas notas, conforme indicado pelos valores p . Isso sugere que emoções positivas no início dos testes estão associadas a um melhor desempenho acadêmico.
- As emoções negativas, como Frustração ($\beta = -1.49$, $p < 0.001$) e Confusão ($\beta = -0.76$, $p = 0.030$), foram significativamente associadas a uma diminui-

ção no desempenho, indicando que essas emoções prejudicam as notas dos alunos.

Emoções relatadas no final do teste:

- A indicação de emoções positivas, como o Orgulho, no final do teste continuou a ser um preditor positivo ($\beta = 0.79$, $p < 0.004$), reforçando que este estado emocional tem um impacto positivo no desempenho.
- Dentre as emoções negativas, o Tédio ($\beta = -1.27$, $p < 0.016$) emergiu como um fator negativo ao final do teste, indicando que essa emoção tende a reduzir a nota final.

Estes resultados evidenciam que o estado emocional dos alunos, tanto no início quanto no fim dos testes práticos, tem um impacto estatisticamente significativo em suas notas. Emoções como Satisfação, Orgulho, Frustração e Tédio mostraram um impacto mais expressivo em comparação a outras emoções, o que as destaca como influências importantes no desempenho acadêmico.

Tempo de Observação	Emoções	Estimativas	<i>p</i>
Início	Satisfação	0.75	0.018
	Frustração	-1.49	<0.001
	Orgulho	0.86	0.003
	Confusão	-0.76	0.030
	Engajamento	0.02	0.961
	Tédio	-0.98	0.089
Fim	Satisfação	0.30	0.36
	Frustração	-0.74	0.037
	Orgulho	0.79	0.004
	Confusão	-0.21	0.53
	Engajamento	-1.27	0.016
	Tédio	-1.42	<0.008

Tabela 5.3 – Resultados da análise de emoções.

Com esta análise, foi possível responder a primeira questão de pesquisa ("Q1: Quais emoções tiveram o impacto mais significativo nas notas dos alunos

no curso de introdução à programação?"). Considerando ambas circunstâncias, tanto para emoções indicadas no início quanto no fim, as emoções que apresentaram maior impacto foram Frustração e Tédio, reduzindo em maior proporção a nota do aluno.

Como complemento também foi avaliado o impacto de cada teste prático nas notas finais dos alunos. Essa análise nos ajuda a entender quais partes do curso foram mais desafiadoras para os alunos, refletidas pelo impacto negativo desses testes nas notas finais. A Tabela 5.4 descreve os resultados dessa análise. A coluna "Teste"exibe os testes práticos sendo analisados. Cada "Teste Prático"é um momento diferente no curso (como diferentes conteúdos), e o modelo está avaliando como cada um desses testes impacta nas notas dos alunos. A coluna "Estimativas"mostra o impacto quantitativo de cada teste nas notas finais. Por exemplo, um valor negativo (como -0.44 para o Teste Prático 3) sugere que esse teste particular tendeu a diminuir a nota final dos alunos. Um valor positivo aumentaria a nota final, mas neste caso, todos os valores listados para os testes práticos são negativos ou neutros. O Valor-p nos diz se o resultado é estatisticamente significativo. Um valor menor que 0.05 (como visto para a maioria dos testes) significa que há evidências estatísticas de que o teste realmente teve um impacto significativo na nota final. Um valor maior que 0.05 (como 0.71 para o Teste Prático 2) indica que o efeito desse teste específico na nota final pode não ser significativo.

O "Teste Prático 1"com a emoção neutra (Intercepto) representa a nota base, que é a nota estimada quando nenhum dos efeitos dos outros testes é considerado. Este valor é significativamente positivo. A análise revelou que, exceto pelo Teste Prático 2, todos os outros testes apresentaram um impacto negativo significativo nas notas finais, indicando que foram percebidos como desafiadores pelos alunos. Destaque para o Teste Prático 4 (Loops While), com $p < 0,05$, diminui a nota final em pelo menos 1.60 pontos.

Este padrão sugere que, à medida que o curso avança, os testes se tornam mais desafiadores, resultando em uma queda mais significativa nas

notas dos alunos. Estes dados podem ajudar a identificar áreas onde os alunos enfrentam mais dificuldades e necessitam de maior suporte.

Teste	Estimativas	CI	<i>p</i>
Teste Prático 1(Intercep)	6.48	5.34 - 7.61	<0.001
Teste Prático 2	-0.08	-0.53 - 0.36	0.71
Teste Prático 3	-0.44	-0.90 - 0.02	0.059
Teste Prático 4	-1.60	-2.08 - -1.12	<0.001
Teste Prático 5	-1.13	-1.61 - -0.64	<0.001
Teste Prático 6	-0.87	-1.37 - -0.37	0.001
Teste Prático 7	-1.36	-1.98 - -0.74	<0.001

Tabela 5.4 – Resultados da análise dos Testes Práticos.

Desta forma, a segunda questão de pesquisa ("Q2: Qual módulo (tópico de estudo) do curso de introdução à programação apresentou o maior impacto nas notas obtidas pelos alunos?") pode ser respondida. Observou-se os resultados dos testes práticos aplicados, e constatou-se que o Teste Prático 4, que corresponde ao tópico de estudo "Loops While", teve o maior efeito nas notas finais dos alunos.

5.1.2 O Efeito do Valor do Curso

O questionário de valor do curso é projetado principalmente para avaliar como os alunos percebem o valor do curso em que estão matriculados. Esse instrumento busca entender se eles consideram o conteúdo do curso relevante e benéfico para suas carreiras e/ou desenvolvimento pessoal. As perguntas do questionário, detalhadas na Seção IV, utilizam uma escala Likert, que varia de 1 ("Discordo completamente") a 5 ("Concordo completamente"). Para facilitar a interpretação dos resultados, as respostas categorizadas como 1 e 2 são indicativas de um 'Baixo Valor Percebido do Curso', demonstrando uma discordância substancial do aluno com as afirmações. Respostas que recebem os valores 4 e 5 foram interpretadas como 'Alto Valor Percebido do Curso', refletindo uma concordância forte com as afirmações do questionário. Respostas avaliadas com 3 foram classificadas como 'Valor Médio do Curso', indicando uma posição

neutra ou de indecisão do aluno quanto ao valor percebido do curso. A Figura 5.5 exibe a distribuição das respostas por afirmação fornecida.

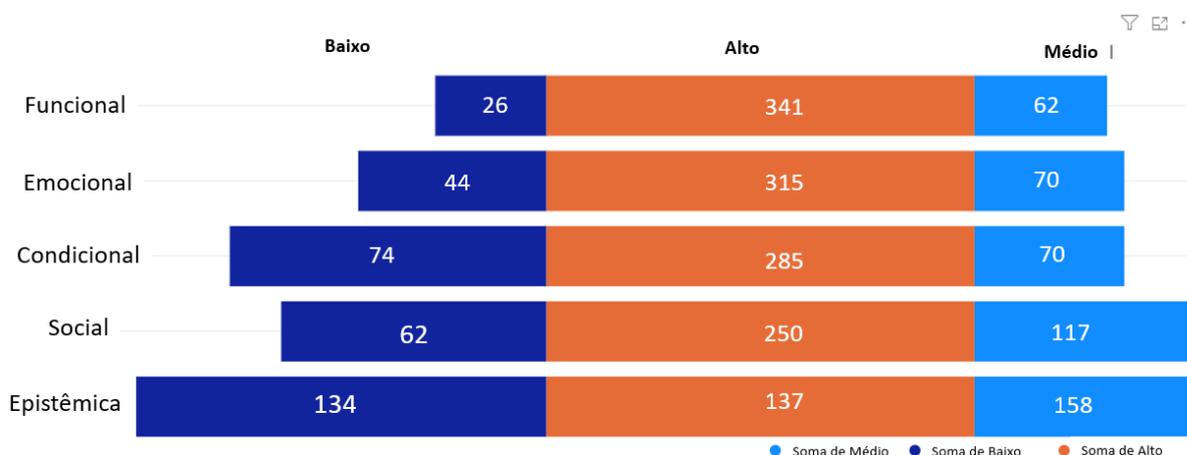


Figura 5.5 – Distribuição geral das respostas ao questionário de valor do curso.

De forma geral, a maioria das indicações foram Alto Valor do Curso (77,07%), seguidas por Baixo Valor do Curso (16,54%) e, em menor quantidade, Médio Valor do Curso (6,39%). Analisando em detalhes, nota-se que as dimensões epistêmica ("Eu acredito que as tarefas e o conteúdo deste curso são fáceis") e condicional ("Eu cursaria essa disciplina se ela não fosse obrigatória") possuem a maior quantidade de indicações negativas (134 e 74, respectivamente). Isso indica que os alunos não consideram o conteúdo fácil e não escolheriam este curso livremente como um assunto de interesse próprio.

Por outro lado, a dimensão funcional ("Acredito que o conteúdo deste curso será valioso para minha carreira") e a emocional ("Eu gosto de estudar os assuntos abordados neste curso") possuem a maior quantidade de indicações "alto valor do curso" (341 e 315, respectivamente). Esses resultados mostram que os alunos reconhecem o valor funcional do curso para seu crescimento profissional e a necessidade de sua conclusão para a graduação, além de demonstrarem um interesse potencial pelo conteúdo, apesar de sua dificuldade.

Na Figura 5.6, é evidente que tanto alunos aprovados quanto reprovados atribuíram um alto valor ao curso. No entanto, destaca-se que o grupo de alunos aprovados demonstrou uma tendência ligeiramente maior em atribuir um alto valor ao curso em comparação com o grupo de alunos reprovados.

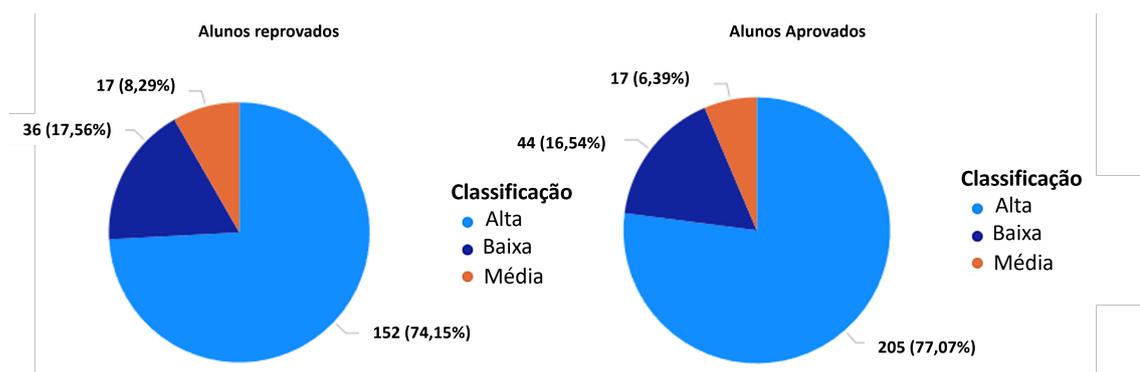


Figura 5.6 – Relação de valor do curso entre alunos aprovados e reprovados

Para avaliar a influência percebida do valor do curso sobre o desempenho dos alunos, inicialmente conduzimos uma análise gráfica para examinar a distribuição das médias das respostas dos alunos relacionadas ao valor do curso. A Figura 5.7 mostra um alinhamento entre essas médias e a linha de ajuste, sugerindo uma possível correlação entre o valor atribuído ao curso e as notas finais dos alunos.

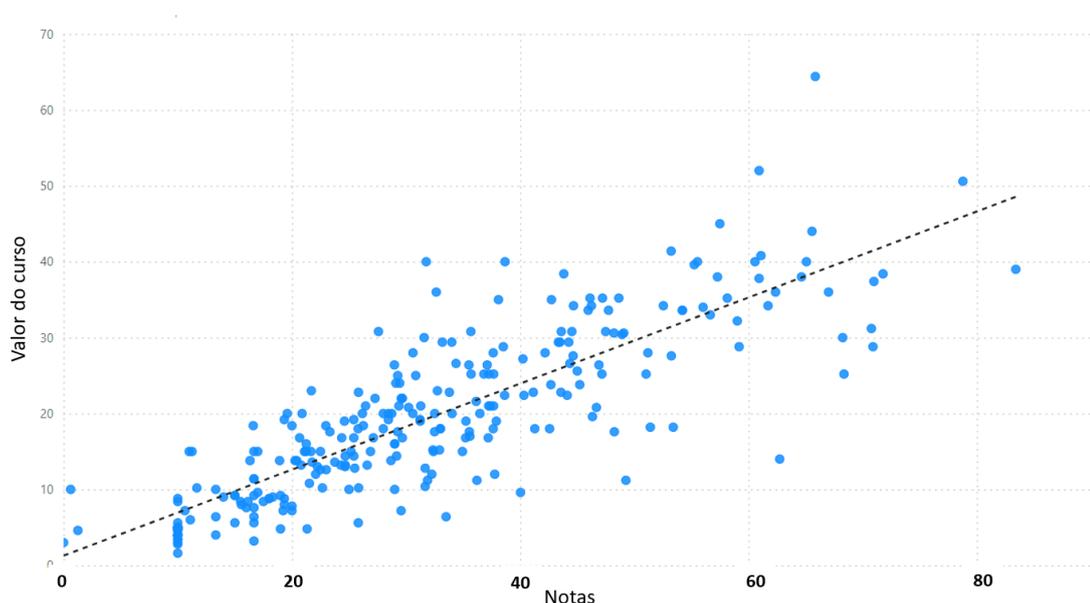


Figura 5.7 – Análise de correlação das médias do valor do curso.

Em seguida, aplicamos o coeficiente de correlação de Pearson para quantificar a relação entre o valor percebido do curso e as notas finais. A análise revelou uma média de 3.71, indicativa de um 'Alto Valor do Curso', com um desvio padrão de 0.91, mostrando uma variação moderada nas respostas

dos alunos. O coeficiente de variação foi de 23.58%, o que aponta para uma variação relativamente pequena em comparação à média, e um coeficiente de Pearson de 0.84, sugerindo uma forte correlação positiva entre o valor percebido do curso e as notas finais. Este resultado responde a a terceira questão de pesquisa ("Q3: Houve alguma correlação entre os alunos que indicaram um alto valor para o curso e seu sucesso ou fracasso no curso em comparação com aqueles que indicaram um baixo valor para o curso?"), neste caso, havendo sim, correlação da indicação de "Alto valor do curso" com o sucesso acadêmico.

Esses resultados destacam a importância percebida do curso pelos alunos, tanto em termos de relevância do conteúdo quanto de aplicabilidade à sua carreira. A análise gráfica e estatística sugere que a percepção positiva do valor do curso está consistentemente alinhada com o sucesso acadêmico, sublinhando a importância de oferecer cursos que não apenas sejam instrutivos, mas também valorizados pelos alunos.

6 Conclusões

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões do estudo, destacando os achados, as limitações da pesquisa e as sugestões para pesquisas futuras. São discutidas as relações entre as emoções apontadas pelos alunos durante os trabalhos práticos e as pontuações obtidas, com base nos resultados encontrados. Além disso, são propostas sugestões para futuras investigações nessa área.

6.1 Discussão

O comportamento dos estudantes em ambientes de aprendizagem híbrida mostra diferenças significativas em comparação com a educação tradicional presencial, exigindo que os educadores adaptem seus métodos de ensino para enfrentar os desafios desse contexto e reduzir as taxas de evasão. A análise das emoções e do valor percebido do curso, aplicada neste estudo por meio de um modelo de regressão linear mista, provou ser uma ferramenta eficaz para equilibrar essas disparidades.

A amostra deste estudo foi composta por 269 participantes, sendo 42,75% mulheres e 57,25% homens. Dentre esses participantes, apenas 38,60% possuíam experiência prévia em programação. O experimento foi aplicado em alunos de cursos de engenharia e ciências exatas, o que possibilitou uma visão abrangente sobre a influência das emoções e da percepção de valor do curso no desempenho acadêmico desses estudantes.

Os resultados experimentais indicam que emoções positivas, como Satisfação e Orgulho, relatadas no início dos testes, estão associadas a um melhor desempenho acadêmico, com aumentos médios de 0,75 e 0,86 pontos na nota final do teste, respectivamente. Em contrapartida, emoções negativas, como Frustração e Confusão, relatadas no início dos testes, estão ligadas a uma

redução nas notas, com diminuições médias de 1,49 e 0,76 pontos, respectivamente. Além disso, um alto valor percebido do curso, refletido em uma resposta média de 3,71 e um baixo coeficiente de variação de 23,58%, foi fortemente correlacionado (Pearson = 0,84) com um desempenho acadêmico positivo.

Análises individuais dos testes práticos mostraram impactos variados nas notas dos estudantes, onde, exceto para o Teste Prático 2, todos os outros tiveram um impacto negativo significativo, destacando a dificuldade percebida do conteúdo abordado. Especificamente, o Teste Prático 4 sobre Loops While mostrou uma redução média de 1,44 pontos na nota, indicando a necessidade de ajustar o nível de dificuldade e reforçar o ensino deste módulo.

Para o valor do curso, tanto alunos reprovados quanto aprovados indicaram um alto valor percebido do curso. No entanto, observou-se uma tendência ligeiramente maior entre os alunos aprovados em atribuir um alto valor ao curso. Ao analisar a relação entre o valor percebido do curso e as notas finais, este estudo constatou que a percepção positiva do valor do curso está consistentemente alinhada com notas mais altas.

Esses achados ressaltam a importância de monitorar continuamente as emoções e o valor percebido do curso como estratégias para melhorar o desempenho acadêmico dos estudantes na educação a distância e semipresencial. Além disso, quando associado a estratégias de ensino, como o reforço em conteúdos onde os alunos demonstram maior dificuldade, pode trazer significativas melhorias para o ensino de programação.

6.2 Limitações

Algumas limitações desta pesquisa incluem a distração momentânea causada pela aplicação do questionário, especialmente durante os testes, bem como a falta de controle sobre o tempo e o nível de esforço dedicado pelos participantes para completar as atividades de programação, que seriam parâmetros interessantes para análise. Além disso, a amostra utilizada neste estudo foi composta

por estudantes de uma única instituição de ensino superior, o que pode limitar a generalização dos resultados para outras populações de estudantes. Por fim, deve-se considerar que esta pesquisa depende da sinceridade dos participantes e de seu autoconhecimento, o que pode comprometer a precisão de algumas respostas.

6.3 Implicações e aplicações práticas

As implicações deste trabalho incluem o aprimoramento das estratégias pedagógicas, permitindo que educadores desenvolvam métodos mais eficazes para promover emoções positivas e aumentar a valorização do curso. Para as aplicações práticas, os resultados podem auxiliar na personalização do ensino, no desenvolvimento de ferramentas educacionais que integrem suporte emocional, e na formação de professores para melhor lidar com as emoções dos alunos. Essas aplicações visam criar um ambiente de aprendizado mais adaptado às necessidades emocionais e acadêmicas dos alunos, promovendo seu engajamento e sucesso.

6.4 Trabalhos futuros

Recomenda-se que futuros estudos incluam uma coleta de dados mais abrangente e integrada para fornecer uma compreensão mais completa das experiências de aprendizagem dos estudantes e facilitar intervenções pedagógicas mais eficazes e oportunas. Além disso, seria benéfico analisar o impacto de diferentes estilos de ensino e tecnologias educacionais no desempenho dos estudantes. Investigações futuras também poderiam realizar estudos comparativos entre diferentes instituições de ensino e contextos culturais para verificar a generalização dos resultados e identificar variáveis contextuais que possam influenciar os achados. Por fim, é interessante disponibilizar os resultados logo após a aplicação de cada teste prático para proporcionar ao professor a

oportunidade de adaptar seu método de ensino para cada aluno ainda dentro do período do curso.

Referências

- ALTUWAIRQI, K. et al. *Student behavior analysis to measure engagement levels in online learning environments*. [S.l.]: Signal, Image and Video Processing, p. 1-9, 2021. 23, 24
- ARGUEDAS, M. et al. *A model for providing emotion awareness and feedback using fuzzy logic in online learning*. [S.l.]: Soft Computing, v. 22, n. 3, p. 963-977, 2018. 14, 30
- BANIHASHEM, S. K. e. a. *Modeling teachers' and students' attitudes, emotions, and perceptions in blended education: Towards post-pandemic education*. [S.l.]: The International Journal of Management Education, v. 21, n. 2, p. 100803, 2023. 33
- BENABBES, K. e. a. *A new hybrid approach to detect and track learner's engagement in e-learning*. [S.l.]: IEEE Access, 2023. 14, 25, 32
- BOSCH, N.; CHEN, Y.; D'MELLO, S. *It's written on your face: detecting affective states from facial expressions while learning computer programming*. [S.l.]: International Conference on Intelligent Tutoring Systems (pp. 39-44). Springer International Publishing, 2014. 22
- BOSCH, N.; D'MELLO, S. *The affective experience of novice computer programmers*. [S.l.]: International journal of artificial intelligence in education, v. 27, p. 181-206, 2017. 22
- CABADA, R. Z. et al. *A virtual environment for learning computer coding using gamification and emotion recognition*. [S.l.]: Interactive Learning Environments, v. 28, n. 8, p. 1048-1063, 2020. 19, 22, 23, 29, 45
- CHILTON, J. K.; HANKS, S.; WATSON, H. R. *A blended future? A cross-sectional study demonstrating the impacts of the COVID-19 pandemic on student experiences of well-being, teaching and learning*. [S.l.]: European Journal of Dental Education, v. 28, n. 1, p. 170-183, 2024. 13, 14
- CLAYTON, K. E.; BLUMBERG, F. C.; ANTHONY, J. A. *Linkages between course status, perceived course value, and students' preference for traditional versus non-traditional learning environments*. [S.l.]: Computers education, v. 125, p. 175-181, 2018. 14, 20, 26
- COELHO, F. J. e. a. *Learning Analytics in Introductory Programming Courses: a Showcase from the Federal University of Amazonas*. [S.l.]: Revista Brasileira de Informática na Educação, v. 31, p. 1089-1127, 2023. 41
- DARWIN, C. *The expression of the emotions in man and animals*. [S.l.]: University of Chicago press, 2015. 20
- DU, Y.; CRESPO, R. G.; MARTÍNEZ, O. S. *Human emotion recognition for enhanced performance evaluation in e-learning*. [S.l.]: Progress in Artificial Intelligence, v. 12, n. 2, p. 199-211, 2023. 23

- EKMAN, P. *An argument for basic emotions*. [S.l.]: Cognition emotion, v. 6, n. 3-4, p. 169-200, 1992. 20
- GHADERI, E.; KHOSHNOOD, A.; FEKRI, N. *Achievement emotions of university students in on-campus and online education during the COVID-19 pandemic*. [S.l.]: Tuning Journal for Higher Education, v. 10, n. 1, p. 319-336, 2022. 14
- HAMILTON, N. J. e. a. *Transforming the online learning experience*. [S.l.]: Teaching of Psychology, v. 50, n. 4, p. 370-380, 2023. 35
- HASNINE, M. N. e. a. *A Real-Time Learning Analytics Dashboard for Automatic Detection of Online Learners' Affective States*. [S.l.]: Sensors, v. 23, n. 9, p. 4243, 2023. 13, 22, 23, 34
- HIRT, F. et al. *Measuring emotions during learning: lack of coherence between automated facial emotion recognition and emotional experience*. [S.l.]: Open Computer Science, v. 9, n. 1, p. 308-317, 2019. 14
- HOOVER, B. K. *Relating student perceptions of course interest, enjoyment, value, and ease with academic achievement in university agriculture courses*. [S.l.]: NACTA Journal, v. 61, n. 4, p. 324-328, 2017. 32
- IMANI, M.; MONTAZER, G. A. *A survey of emotion recognition methods with emphasis on E-Learning environments*. [S.l.]: Elsevier, Journal of Network and Computer Applications 147, 2019. 19, 23, 24
- ISMAILOV, M.; ONO, Y. *Assignment design and its effects on Japanese college freshmen's motivation in L2 emergency online courses: A qualitative study*. [S.l.]: The Asia-Pacific Education Researcher, v. 30, n. 3, p. 263-278, 2021. 25
- KAHU, E. e. a. *Linking academic emotions and student engagement: Mature-aged distance students' transition to university*. [S.l.]: Journal of Further and Higher Education, v. 39, n. 4, p. 481-497, 2015. 22
- KARYOTIS, C. et al. *A fuzzy computational model of emotion for cloud based sentiment analysis*. [S.l.]: Information Sciences, v. 433, p. 448-463, 2018. 19, 30
- KOKOÇ, M.; AKÇAPINAR, G.; HASNINE, M. N. *Unfolding students' online assignment submission behavioral patterns using temporal learning analytics*. [S.l.]: Educational Technology Society, v. 24, n. 1, p. 223-235, 2021. 25
- KOLAKOWSKA, A.; LANDOWSKA, A. *Keystroke Dynamics Patterns While Writing Positive and Negative Opinions*. [S.l.]: Sensors, v. 21, n. 17, p. 5963, 2021. 23, 31
- LEE, D. M. C. e. a. *Exploring the relationship between novice programmer confusion and achievement*. *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*. [S.l.]: IAffective Computing and Intelligent Interaction: 4th International Conference, ACII 2011, Memphis, TN, USA, October 9-12, 2011, Proceedings, Part I 4. Springer Berlin Heidelberg, p. 175-184., 2011. 22

- MARTINEZ, A.; DU, S. *A model of the perception of facial expressions of emotion by humans: research overview and perspectives*. [S.l.]: Journal of Machine Learning Research, v. 13, n. 5, 2012. 20
- MOHANAN, R.; STRINGFELLOW, C.; GUPTA, D. *An emotionally intelligent tutoring system*. [S.l.]: Computing Conference. IEEE, 2017. p. 1099-1107, 2017. 31
- MOURA, V. F. D.; SOUZA, C. A. D.; VIANA, A. B. N. *The use of Massive Open Online Courses (MOOCs) in blended learning courses and the functional value perceived by students*. [S.l.]: Computers Education, v. 161, p. 104077, 2021. 26, 46
- PADGETT, C.; MOFFITT, R. L.; GRIEVE, R. *More than words: Using digital cues to enhance student perceptions of online assignment feedback*. [S.l.]: The Internet and Higher Education, v. 49, p. 100789, 2021. 25
- PARKER, P. C. et al. *A Motivation Perspective on Achievement Appraisals, Emotions, and Performance in an Online Learning Environment*. [S.l.]: International Journal of Educational Research, v. 108, p. 101772, 2021. 14, 24, 27, 33, 45
- PARSONS, D. e. a. *Development of a Self-Reporting Tool for Capturing Student Emotions during Programming Activities*. [S.l.]: Proceedings of the Twenty-First Australasian Computing Education Conference, p. 64-68, 2019. 22
- PEKRUN, R. et al. *The control-value theory of achievement emotions: An integrative approach to emotions in education*. [S.l.]: In: Emotion in education. Academic Press, p. 13-36, 2007. 28
- PINHEIRO, J.; BATES, D. *Mixed-effects models in S and S-PLUS*. [S.l.]: pringer science business media, 2006. 49
- PLUTCHIK, R. *Emotion: A psychoevolutionary synthesis*. [S.l.]: Harper and Row, New York, 1980. 8, 20, 21
- QUISPE, K. G. e. a. M. *Applying self-supervised representation learning for emotion recognition using physiological signals*. [S.l.]: Sensors, v. 22, n. 23, p. 9102, 2022. 20
- REIS, H. M. et al. *A proposal of model of emotional regulation in intelligent learning environments*. Informatics in Education, v. 20, n. 2, p. 1-16, 2021. 13, 14, 22, 23, 28, 45
- RUSSELL, J. A. *A circumplex model of affect*. [S.l.]: Journal of personality and social psychology, v. 39, n. 6, p. 1161, 1980. 20, 21
- SCHARMA, A.; MANSOTRA, V. *Classroom Student Emotions Classification from Facial Expressions and Speech Signals using Deep Learning*. [S.l.]: International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE). V8 Issue-3, 2019. 29
- SENEVIRATNE, I. et al. *Student and Lecturer Performance Enhancement System using Artificial Intelligence*. [S.l.]: In: 2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS). IEEE, 2020. p. 88-93, 2020. 23

- STANWORTH, J. O.; YEN, W.-H.; WARDEN, C. A. *Conflicted about online learning?: Using sentiment analysis to explore learner approach-avoidance motivation*. [S.l.]: Online Information Review, v. 47, n. 2, p. 356-370, 2022. 19
- SWEENEY, J. C.; SOUTAR, G. N. *Consumer perceived value: The development of a multiple item scale*. [S.l.]: Journal of retailing, v. 77, n. 2, p. 203-220, 2001. 26, 46
- WANG, H.; LEHMAN, J. D. *Using achievement goal-based personalized motivational feedback to enhance online learning*. [S.l.]: Educational Technology Research and Development, v. 69, n. 2, p. 553-581, 2021. 19, 25
- WIGFIELD, A.; ECCLES, J. S. *35 years of research on students' subjective task values and motivation: A look back and a look forward*. [S.l.]: Advances in motivation science. Elsevier, 2020. p. 161-198, 2020. 23, 32
- WUNDT, W. *Principles of physiological psychology, 1873*. [S.l.]: In W. Dennis (Ed.), Readings in the history of psychology (pp. 248–250). Appleton-Century-Crofts, 1948. 21
- XU, J. *A profile analysis of online assignment motivation: Combining achievement goal and expectancy-value perspectives*. [S.l.]: Computers Education, v. 177, p. 104367, 2022. 14, 25
- ZENG, Y. e. a. *The association between online class-related enjoyment and academic achievement of college students: a multi-chain mediating model*. [S.l.]: BMC psychology, v. 11, n. 1, p. 349, 2023. 35
- ZHU, Y. et al. *The impact of Online and Offline Learning motivation on learning performance: the mediating role of positive academic emotion*. [S.l.]: Education and Information Technologies, 2022. 34