

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO INTERDISCIPLINAR DE NOVAS TECNOLOGIAS NA EDUCAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO

NAPOLIANA SILVA DE SOUZA

**CORRELAÇÃO ENTRE TRAÇOS DE PERSONALIDADE E EMOÇÕES DE
REALIZAÇÃO COM ENGAJAMENTO E DESEMPENHO EM MOOCS**

Porto Alegre
2022

NAPOLIANA SILVA DE SOUZA

**CORRELAÇÃO ENTRE TRAÇOS DE PERSONALIDADE E EMOÇÕES DE
REALIZAÇÃO COM ENGAJAMENTO E DESEMPENHO EM MOOCS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação do Centro Interdisciplinar de Novas Tecnologias na Educação, da Universidade do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutora em Informática na Educação.

Orientadora: Profa. Dra. Gabriela Trindade Perry

Linha de Pesquisa: Interfaces Digitais em Educação, Arte, Linguagem e Cognição.

Porto Alegre
2022

CIP - Catalogação na Publicação

Souza, Napoliana Silva de
Correlação entre Traços de Personalidade e Emoções
de Realização com Engajamento e Desempenho em MOOCs /
Napoliana Silva de Souza. -- 2022.
163 f.
Orientadora: Gabriela Trindade Perry.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Centro de Estudos Interdisciplinares em
Novas Tecnologias na Educação, Programa de
Pós-Graduação em Informática na Educação, Porto
Alegre, BR-RS, 2022.

1. MOOC. 2. Traços de Personalidade . 3. Emoções de
Realização. 4. Engajamento e Desempenho . 5. Análise
de Sentimentos. I. Perry, Gabriela Trindade, orient.
II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os
dados fornecidos pelo(a) autor(a).

NAPOLIANA SILVA DE SOUZA

**CORRELAÇÃO ENTRE TRAÇOS DE PERSONALIDADE E EMOÇÕES DE
REALIZAÇÃO COM ENGAJAMENTO E DESEMPENHO EM MOOCS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação, do Centro Interdisciplinar de Novas Tecnologias na Educação, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutora em Informática na Educação.

Orientadora: Profa. Dra. Gabriela Trindade Perry

Aprovada em: Porto Alegre, 27 de janeiro de 2022.

BANCA EXAMINADORA:

Profa. Dra. Gabriela Trindade Perry (orientadora)
UFRGS / Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação (PPGIE)

Prof. Dr. Cristiano Maciel
UFMT / Programa de Pós-Graduação em Educação

Profa. Dra. Magda Bercht
UFRGS / Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação (PPGIE)

Profa. Dra. Magali Teresinha Longhi
UFRGS

AGRADECIMENTOS

Começo esta seção agradecendo a Deus por ter me acompanhado nesta jornada, por ter me fortalecido nos tempos de desânimo, e por permitir o término deste ciclo.

Agradeço a minha mãe e ao meu pai por serem as pessoas com quem eu compartilho as minhas alegrias e desapontamentos, por comemorarem as minhas conquistas, e por oferecerem os melhores aconselhamentos de vida. E aos meus irmãos, cunhadas e sobrinho(a)s (Débora, João Pedro, Nicolly, Heloísa e Gabriel), que mesmo de longe, sempre me alegraram e torceram por mim.

Registro a minha gratidão a professora Gabriela Perry por ter me orientado, e partilhado os seus conhecimentos, me apresentando o campo da Educação a Distância, em especial, os MOOCs, me possibilitando novos aprendizados, também a agradeço por ter sido uma orientadora acessível, e ao seu suporte e parceria na pesquisa.

Agradeço aos professores dos MOOCs da plataforma Lúmina (Aldo Lucion, Eduardo Cardoso e Francisco Milanez) por terem concedido a autorização de uso dos seus cursos neste estudo, e aos muitos estudantes dos cursos por participarem da pesquisa respondendo aos questionários. Também agradeço a professora Cíntia Kulpa por sua gentil supervisão no estágio docente.

Para encerrar, agradeço a todas as pessoas que contribuíram em artigos científicos. A banca examinadora pelas sugestões. E aos professores que me orientaram anteriormente (na graduação e mestrado) por todos os seus ensinamentos que eu herdei, e que foram relevantes para eu chegar ao doutorado.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

Cursos Online Massivos e Abertos (MOOCs) lidam com variados desafios, e talvez um dos mais importantes seja que após a matrícula, é difícil para muitos estudantes manterem-se engajados e completarem os cursos. Esse problema pode estar ligado a vários elementos, motivando esta pesquisa a olhar fatores subjetivos. Diante disso, teve-se como objetivo de estudo levantar os traços de personalidade e emoções de realização de estudantes de MOOCs, e observar se eles se correlacionam com o engajamento (medido como acesso aos materiais dos cursos) e o sucesso acadêmico (desempenho e conclusão). Tratou-se de um estudo de casos múltiplos, sendo investigado três MOOCs da plataforma Lúmina. Os traços de personalidade foram avaliados com o uso do “Inventário de Personalidade de Dez Itens” (TIPI). As emoções de realização foram reconhecidas de duas maneiras: o uso do “Questionário das Emoções de Realização” (AEQ), e de algoritmos de Análise de Sentimentos nos fóruns dos cursos, com apoio de um dicionário customizado para o português, que teve como entrada a “Lista de Adjetivos de Emoções de Realização” (AEAL). Análises correlacionais foram realizadas, e para elucidar elementos não esclarecidos por meio das técnicas quantitativas, aplicou-se um questionário aberto com os estudantes. As principais descobertas indicaram que os traços de agradabilidade, estabilidade emocional e abertura à experiência apresentaram correlações estatisticamente significativas, porém fracas com engajamento. Traços de personalidade positivos (abertura à experiência e conscienciosidade) correlacionaram fracamente com emoções de realização positivas (prazer em aprender e orgulho). Os resultados do AEQ evidenciaram prevalência de emoções positivas, contudo não foi encontrada correlação significativa com o desempenho e conclusão dos cursos. Nos fóruns, o AEAL identificou maiores ocorrências de emoções de realização (positivas e negativas), mostrando maior capacidade para capturar emoções de realização vivenciadas por estudantes. O questionário aberto esclareceu que a conclusão dos cursos esteve atrelada a diferentes elementos (e.g., gostar do tema, o interesse em novos conhecimentos, a qualidade das aulas, didática do professor, o certificado), o que justificou as emoções coletadas pelo AEQ não terem apresentado efeitos no sucesso acadêmico. Os estudantes também informaram que seus traços de personalidade atuaram positivamente no desempenho e conclusão dos cursos.

Palavras-chave: MOOC; Traços de Personalidade; Emoções de Realização; Engajamento; Sucesso Acadêmico; Análise de Sentimentos.

ABSTRACT

Massive Open Online Courses (MOOCs) deal with a variety of challenges, and perhaps one of the most important is that many students do not remain engaged and complete courses after enrollment. This problem may be related to several factors, motivating this research to investigate subjective factors. Therefore, this study aimed to identify the personality traits and Emotions of Achievement of MOOCs students and determine whether they correlate with engagement (measured as access to course materials) and academic success (performance and completion). This is a multiple case study, in which three MOOCs of the Lúmina platform were investigated. Personality traits were assessed using the “Ten Item Personality Inventory” (TIPI). Emotions of achievement were identified in two ways: by using the “Achievement Emotions Questionnaire” (AEQ) and the Sentiment Analysis algorithms in the course forums. Sentiment analysis was supported by a dictionary customized for Portuguese, which had as input the “Achievement Emotions Adjective List” (AEAL). Correlational analyses were performed and an open questionnaire was administered to the students to elucidate elements that were not clarified through quantitative techniques. Agreeableness, emotional stability, and openness to experience traits showed statistically significant but weak correlations with engagement. Positive personality traits (openness to experience and conscientiousness) correlated weakly with positive achievement emotions (pleasure in learning and pride). Although the AEQ results showed a prevalence of positive emotions, no significant correlation was found with the performance and completion of the courses. The AEAL showed more emotions of accomplishment (positive and negative) in the forums, being more capable to capture emotions of accomplishment experienced by students. The open questionnaire revealed that the completion of the courses was related to different factors (eg, liking the topic, interest in new knowledge, the quality of the classes, the teacher's didactic, the certificate), which explained the lack of effect of the emotions collected by the AEQ on academic success. Moreover, students reported that their personality traits had a positive effect on course performance and completion.

Keywords: MOOC; Personality Traits; Achievement Emotions; Engagement; Academic Success; Sentiment Analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – MOOC Acessibilidade	71
Figura 2 – MOOC Produção de Vídeos.....	72
Figura 3 – MOOC Neurociência Integrativa	73
Figura 4 – Clusters de perfis de personalidade dos estudantes do MOOC Acessibilidade	85
Figura 5 – Clusters de personalidade dos estudantes do MOOC Neurociência	86
Figura 6 – Clusters da personalidade dos estudantes do MOOC produção de vídeos	87
Figura 7 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC Acessibilidade	90
Figura 8 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC Neurociência	91
Figura 9 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC produção de vídeos	92
Figura 10 – Classes de ativação e desativação nos fóruns do MOOC Acessibilidade.....	107
Figura 11 – Emoções de realização nos fóruns do MOOC Acessibilidade.....	107
Figura 12 – Emoções de realização no MOOC Acessibilidade quantificadas pelo AEAL....	108
Figura 13 – Excerto das postagens do MOOC Acessibilidade com emoções de realização..	109
Figura 14 – Classes de ativação e desativação nos fóruns do MOOC Produção de Vídeos ..	110
Figura 15 – Emoções de realização nos fóruns do MOOC Produção de Vídeos	111
Figura 16 – Emoções de realização no MOOC Produção de Vídeos quantificadas pelo AEAL	112
Figura 17 – Excerto de postagens do MOOC Produção Vídeos com ocorrências de emoções de realização	113
Figura 18 – Perfis dos estudantes.	115
Figura 19 – Fatores que contribuíram para a conclusão dos MOOCs.....	116
Figura 20 – Relevância do certificado.	117
Figura 21 – Frequência de sentimentos positivos e negativos.....	119
Figura 22 – Contribuição da personalidade para o desempenho.	120
Figura 23 – Traços de personalidade relevantes para a permanência no MOOC.....	121

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – MOOCs selecionados e os números de inscritos.....	69
Tabela 2 – Características demográficas dos estudantes do MOOC Acessibilidade.	70
Tabela 3 – Características demográficas dos estudantes do MOOC produção vídeos.....	71
Tabela 4 – Características demográficas dos estudantes do MOOC Neurociência Integrativa	73
Tabela 5 – Correlação TIPI e Engajamento.....	93
Tabela 6 – Correlação TIPI e notas.	95
Tabela 7 – Correlação entre o TIPI e o status de conclusão dos MOOCs.....	96
Tabela 8 – Correlação do AEQ e TIPI MOOC Acessibilidade.....	98
Tabela 9 – Correlações entre o AEQ e TIPI MOOC Neurociência.....	99
Tabela 10 – Correlação AEQ e TIPI MOOC Produção de Vídeos.	101
Tabela 11 – Correlação AEQ e Notas.	103
Tabela 12 – Correlação AEQ e status de conclusão dos MOOCs.....	105

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Definição de emoção por Mulligan e Scherer (2012).....	26
Quadro 2 – Diferenciação entre os "fenômenos afetivos" feita por Scherer	27
Quadro 3 – Pressupostos da Teoria de Controle-Valor de Pekrun	33

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ahMOOC	Adaptive Hybrid MOOC
AVAs	Ambientes Virtuais de Aprendizagem
bMOOC	Blended Learning MOOC
cMOOC	MOOCs conectivistas
gMOOC	<i>Gamification of MOOCs</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
LA	Learning Analytics
MD	Mineração de Dados
MDE	Mineração de Dados Educacionais
MOOCs	<i>Massive Open Online Courses</i>
Moodle	<i>Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment</i>
NAT	Emoções Negativas Ativadoras
NDT	Emoções Negativas Desativadoras
PAT	Emoções Positivas Ativadoras
PDT	Emoções Positivas Desativadoras
pMOOC	<i>Project MOOC</i>
PNL	Processamento de Linguagem Natural
sMOOCs	Social MOOCs
SPOC	<i>Small Private Online Course</i>
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul
xMOOC	<i>eXtended MOOCs</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA	18
1.2	JUSTIFICATIVA	20
1.3	OBJETIVO GERAL	23
1.3.1	Objetivos Específicos	23
1.4	ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS	23
2	REFERENCIAL TEÓRICO	24
2.1	PERSPECTIVAS CONCEITUAIS	24
2.2	EMOÇÕES E APRENDIZAGEM	30
2.2.1	Teoria do Valor-Controle e Emoções de Realização	32
2.2.1.1	Trabalhos Correlatos.....	35
2.2.2	Desafios da identificação de Estados Afetivos no Âmbito da Aprendizagem On-line	38
2.2.3	Avaliação/Mensuração de Estados Afetivos.....	40
2.3	TRAÇOS DE PERSONALIDADE	43
2.3.1	Personalidade e Engajamento	45
2.3.2	Personalidade e Sucesso Acadêmico	47
2.3.3	Personalidade e Emoções de Estudantes	49
2.4	MASSIVE OPEN ONLINE COURSES (MOOCs).....	51
2.4.1	Classificações de MOOCs	54
2.4.2	Principais Desafios dos MOOCs.....	56
2.5	LEARNING ANALYTICS	57
2.6	MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS	62
2.7	CONSIDERAÇÕES DO REFERENCIAL TEÓRICO	66
3	METODOLOGIA.....	68
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA	68
3.2	DELINEAMENTO DA PESQUISA	69

3.2.1	MOOCs: as unidades de análise	69
3.2.2	Coleta de Dados	74
3.2.3	Análise e Interpretação dos Dados	76
3.2.4	Elaboração do Relatório	77
3.3	PROCEDIMENTOS DE MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS	77
3.3.1	Identificação dos perfis de personalidade dos estudantes dos MOOCs	77
3.3.2	Análise do AEQ	79
3.3.3	Análise de Correlações entre variáveis	79
3.3.4	Análise de Sentimentos dos Fóruns de Discussões	80
3.3.5	Análise do Questionário de Respostas Dissertativas	82
3.3.6	Considerações dos Procedimentos Metodológicos	83
4	ANÁLISE DOS RESULTADOS	84
4.1	PERFIL DE PERSONALIDADE DOS ESTUDANTES	84
4.2	ANÁLISE DESCRITIVA DAS EMOÇÕES DE REALIZAÇÃO DOS ESTUDANTES DOS MOOCs	88
4.3	ANÁLISES CORRELACIONAIS	92
4.3.1	CORRELAÇÃO TIPI E ENGAJAMENTO	93
4.3.2	CORRELAÇÃO ENTRE TIPI E SUCESSO	95
4.3.3	CORRELAÇÃO AEQ E TIPI	97
4.3.4	CORRELAÇÃO AEQ E SUCESSO ACADÊMICO	103
4.4	EMOÇÕES DE REALIZAÇÃO NOS FÓRUNS DE DISCUSSÃO	106
4.5	ANÁLISE DO QUESTIONÁRIO ABERTO APLICADO AO ESTUDANTES DOS MOOCs	114
4.6	CONSIDERAÇÕES SOBRE OS RESULTADOS	123
5	DISCUSSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS	124
	REFERÊNCIAS	131
	ANEXO A – QUESTIONÁRIO DE PERFIL DO LÚMINA	157

ANEXO B – INVENTÁRIO DE PERSONALIDADE DE DEZ ITENS – TIPI (GOSLING, RENTFROW E SWANN JR, 2003) – VERSÃO TRADUZIDA DE (PIMENTEL <i>ET AL.</i>, 2014).....	158
ANEXO C – ACHIEVEMENT EMOTIONS QUESTIONNAIRE – AEQ (PEKRUN <i>ET AL.</i>, 2011).....	159
ANEXO D – ACHIEVEMENT EMOTIONS ADJECTIVE LIST – AEAL (RACCANELLO <i>ET AL.</i>, 2021).....	160
APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO AJUSTADO – AEQ (PEKRUN <i>ET AL.</i>, 2011).....	161
APÊNDICE B – ADAPTAÇÃO DO AEAL (RACCANELLO <i>ET AL.</i>, 2021) PARA O PORTUGUÊS	162
APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO DE RESPOSTAS DISSERTATIVAS.....	163

1 INTRODUÇÃO

Esta tese inicia-se com uma contextualização do advento dos Cursos Online Massivos e Abertos (MOOCs) e, posteriormente, aborda pontos favoráveis e alguns aspectos problemáticos que estabelecem pontes com a necessidade de estudar a personalidade e as emoções de estudantes de MOOCs.

Um domínio que serviu de base para o surgimento dos MOOCs são os ambientes virtuais de aprendizagem (AVAs). A adoção de AVAs permitem a produção e administração de cursos em formato on-line, incluindo opções de incorporar materiais, promover interações, e os propósitos dos profissionais que atuam no desenvolvimento dos cursos são relevantes para “dinamizar” a educação, e conduzir a evolução (ALONSO, SILVA, MACIEL, 2012). Essa possibilidade de gerar e gerenciar cursos, bem como a oportunidade de utilizá-los de forma inovadora foram fundamentais para a origem dos MOOCs.

Os MOOCs emergiram com a intenção de introduzir novos modelos educacionais, priorizando o acesso aberto aos conteúdos, aceitando um alto número de inscrições, bem como tornou-se uma tendência devido ao êxito de experiências implementadas em plataformas como Coursera, Udacity e edX (BESEDA; MACHÁT, 2014).

O desfecho de sucesso de algumas plataformas foi um suporte para estabelecer denominações aos MOOCs. Kumari e Naaz (2020) descrevem os MOOCs como uma “plataforma social de aprendizagem on-line”, que despontaram com o propósito de ser uma nova formatação da Educação a Distância (EaD), composta de facilidades para a divulgação e acesso aos conteúdos, bem como concede independência ao estudante na condução da aprendizagem. Desta forma, os estudantes podem aproveitar os materiais conforme as suas intenções, necessidades e as suas próprias estratégias de acompanhamento das aulas.

A partir de suas características e propostas, os MOOCs retornam muitos benefícios. Algumas contribuições relevantes dos MOOCs citadas por Finkle e Masters (2014) são: (i) capacidade de viabilizar a participação de estudantes que são economicamente desfavorecidos; (ii) podem ser inseridos como componente curricular de cursos de graduação; (iii) permitem divulgar os trabalhos pedagógicos institucionais, o que pode contribuir para o reconhecimento das universidades promotoras dos cursos; (iv) ativam o potencial empreendedor de universidades. Esse conjunto de atributos positivos são um incentivo para instituições de ensino aderirem aos MOOCs.

Outra vantagem diz respeito aos três principais papéis referentes ao ensino, à pesquisa e ao administrativo que regem as universidades, e que podem ser alinhados por meio da oferta e retornos advindos dos MOOCs (GUERRERO; HEATON; URBANO, 2021). De acordo com Guerrero, Heaton e Urbano (2021), os três papéis institucionais podem ser medidos observando como ocorre a produção e gerenciamento dos cursos, as tecnologias incorporadas aos cursos, a qualidade dos MOOCs, a temática, o alcance, as competências das pessoas envolvidas na produção dos cursos, e as contribuições conseguidas. Esses pontos também podem ser úteis para avaliar dimensões positivas e negativas dos MOOCs.

Apesar de ter diversos benefícios, os MOOCs lidam com alguns aspectos problemáticos. Um dos pontos corresponde às altas taxas de evasão. Em um estudo recente de Mehrabi, Safarpour, Keshtkar (2020), os autores conduziram uma revisão sistemática de literatura para averiguar a taxa de evasão em uma perspectiva mundial, e os resultados confirmaram que as taxas de evasão continuam altas, por outro lado, o número de inscrições em MOOCs está se multiplicando.

São várias as causas da preocupante evasão de MOOCs. Kumari e Naaz (2020) citam que a liberdade do estudante, excesso de tarefas, bem como a falta de cobranças em relação ao desempenho e conclusão do curso são alguns fatores que podem justificar a evasão de MOOCs. Jacobsen (2019) levantou outros fatores. Ao estudar a desistência em um MOOC de 18 semanas, disponível na plataforma Canvas, Jacobsen (2019) descobriu que nos dois primeiros módulos do curso os logs informavam visitas frequentes às páginas, e havia um número maior de submissões de tarefas. Apesar disso, posteriormente, os estudantes começaram a perder o interesse, reduzindo as visualizações dos conteúdos até a “inatividade”, gerando a desistência do curso.

Ao realizar uma entrevista semiestruturada com alguns estudantes desistentes, Jacobsen (2019) descobriu casos em que o abandono do MOOC ocorreu por causa de tarefas externas que tinham prioridade, tais como o trabalho ou a universidade; compromissos familiares; falta de tempo.

Em uma pesquisa no contexto da plataforma edX, Eriksson, Adawi e Stöhr (2017) também realizaram entrevistas e identificaram outros fatores que podem levar à desistência, que incluíam: aspectos motivacionais; não atendimento das expectativas (o que reduz a intenção de permanência); nível de dificuldade dos conteúdos muito alto; desânimo; características dos estudantes; traços de personalidade; falta de disciplina no que se refere ao gerenciamento do tempo de estudo; aspectos externos ligados a família; fatores socioeconômicos; falta de tempo ou por motivos de doenças, entre outros.

Outro fator que pode ter impacto em MOOCs e causar a evasão refere-se às experiências¹ em situações de aprendizagem, pois elas mudam de valência no decorrer do curso; quando positivas podem influenciar a conclusão do curso e de tarefas; e, quando negativas podem provocar a desistência (POROUHAN; PREMCHAI SWADI, 2018).

As experiências surgem a partir do primeiro contato com um MOOC. Segundo Jacobsen (2019), desde o momento da inscrição em um MOOC os estudantes manifestam as suas intenções, uma vez que possuem curiosidade em conhecer o curso, e quando iniciam sentem-se entusiasmados e motivados, repletos de expectativas positivas e ansiosos para concluir o curso. Segundo o autor, essas experiências positivas não são permanentes, pois ao longo do curso experiências negativas também podem emergir, e essas informações subjetivas (positivas e negativas) podem fornecer esclarecimentos sobre a aprendizagem. Segundo Yu *et al.* (2020), as experiências e sensações positivas dos estudantes têm relação significativa no engajamento na aprendizagem, sendo capaz de encorajá-los a manterem-se participativos, executarem as tarefas e, especialmente, a serem persistentes.

Na dimensão de experiências e informações subjetivas esta tese direciona a atenção para as emoções de estudantes de MOOCs. De acordo com Han *et al.* (2021), as emoções de estudantes podem se apresentar de diversas maneiras, por exemplo: em ações de interação, que incluem visualizar, postar e responder fóruns de discussões; e, de maneira escrita ao produzir uma mensagem. Em um contexto de um MOOC, Han *et al.* (2021) detectaram que quando os estudantes estavam diante de dúvidas não solucionadas, a confusão² e ansiedade se manifestavam, resultando em uma experiência negativa.

Além das emoções, outro elemento a ser considerado é a personalidade dos estudantes. Segundo Kant (2014), a personalidade abrange um variado conjunto de elementos, e mesmo que cada pessoa tenha uma personalidade própria, é possível identificar determinados padrões, devido à existência de traços de personalidade semelhantes. Revelle e Scherer (2009) esclarecem que existe uma possível relação entre personalidade e afeto, que pode ser explicada pelo fato de haver diferentes traços de personalidade – características ligadas a um

¹ Nesta tese, usou-se as palavras “experiências” e “sensações” ao invés das palavras “emoções, afeto, humor, sentimento”, pois elas podem ter interpretações diferentes, dependendo do autor usado como referência. Como entendemos que o ponto central da tese não são “emoções/afetos/sentimentos” enquanto objeto de estudo da Psicologia, optamos por uma terminologia que entendemos como neutra. No capítulo em que foi definido o enquadramento teórico usado para guiar a análise, faremos o uso da terminologia adotada pelos autores que usamos como referência.

² No decorrer dessa tese o termo “confusão” é mencionado algumas vezes no contexto emocional, porque foi aderida à nomenclatura dos autores dos artigos. Alguns artigos aplicaram questionário de autorrelato de emoção e a confusão esteve incluída, enquanto outros propuseram detectar emoções positivas e negativas e a “confusão” fez parte da lista.

indivíduo; e essas características de personalidade podem se manifestar em níveis altos ou baixos, e dependendo do traço de personalidade intensificam-se as probabilidades de determinadas emoções ocorrerem (REVELLE; SCHERER, 2009).

No estudo de Shiota, Keltner e John (2006), foram encontradas relações entre traços de personalidade positivos (e.g., extroversão, agradabilidade) e sensações positivas como alegria e contentamento. Esses resultados confirmam as observações de Revelle e Scherer (2009), os quais mencionaram que pessoas que demonstram certos traços estão suscetíveis a experimentar sensações específicas associadas às suas personalidades.

Também há evidências das relações entre traços de personalidade com elementos da aprendizagem. Keller e Karau (2013), por exemplo, identificaram correlações positivas entre a abertura à experiência (um traço de personalidade, segundo os autores) e o engajamento dos estudantes, e entre a agradabilidade (outro traço de personalidade) e as percepções positivas referentes aos cursos on-line.

Essas pesquisas, referentes às possíveis relações entre a personalidade e sensações, e entre personalidade e aprendizagem, permitiram reconhecer a possibilidade de estudar a personalidade e as emoções de estudantes e a suas influências no engajamento (medido pelo número de interações/ acesso aos materiais) e sucesso acadêmico (medido pelo desempenho/nota e o status de conclusão do curso) em MOOCs.

Esta pesquisa insere-se em um contexto interdisciplinar que conectou as áreas da Educação a Distância (investigação de MOOCs e variáveis que podem ser extraídas a partir dos relatórios de navegação dos estudantes na plataforma), Psicologia (estudo da personalidade e emoções de realização de estudantes), e Ciência da Computação (uso de técnicas de Mineração de Dados).

Para a concretização deste estudo foram identificados: o perfil de personalidade dos estudantes (com base no TIPI, de GOSLING; RENTFROW; SWANN JR., 2003), as Emoções de Realização (fundamentado no AEQ, de PEKRUN *et al.*, 2011) informadas pelos estudantes de MOOCs, e efetuada a análise de correlação dessas variáveis com o engajamento e o sucesso acadêmico (desempenho e conclusão) de três cursos da plataforma Lúmina³, uma plataforma brasileira de distribuição de MOOCs.

1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

³ Lúmina- Disponível em: <https://lumina.ufrgs.br/>

Cursos ofertados na modalidade on-line reportam diferentes problemas que se configuram como obstáculos para os estudantes concluírem um curso, por exemplo: o desempenho insuficiente, as dificuldades em manter a autodisciplina, a desmotivação, e em muitos casos ausências de interação (SILVA; MARTINS; MACIEL, 2017). Por causa de serem muitos os elementos de interferência em um percurso de aprendizagem, esta pesquisa direcionou-se para fatores humanos, observando a personalidade e as emoções de realização de estudantes de MOOCs.

Partindo das emoções, a literatura reconhece que estes estados subjetivos ocasionam efeitos no comportamento e na aprendizagem de participantes de MOOCs – quando experienciados como positivos resultam em efeitos benéficos na aprendizagem, contribuindo para o alcance de sucesso, e quando experienciados como negativos podem tornar os conteúdos menos interessantes, reduzindo os níveis de atenção, motivação e envolvimento dos estudantes, aumentando as possibilidades de abandono do curso (ROTHKRANTZ, 2017).

Quando um estudante experimenta emoções negativas seus processos cognitivos podem ser modificados, os seus níveis de concentração ficam mais baixos, a execução de tarefas e a compreensão dos conteúdos podem ser mais difíceis, levando ao declínio motivacional e, conseqüentemente, a interrupção das tarefas (OVESLEOVÁ, 2016).

Ao realizar uma pesquisa em um MOOC, Beirne, Lochlainn e Mhichíl (2018) perceberam que as emoções positivas e negativas ocorrem em todo o período de participação no curso. No entanto, segundo esses autores, as emoções positivas são diminuídas no decorrer da aprendizagem, enquanto os níveis de emoções negativas como frustração, ansiedade e desesperança em relação ao conteúdo podem ter níveis variados, mas com possibilidade de elevação.

Essas experiências dos estudantes têm impacto no engajamento comportamental e cognitivo, na motivação, em fatores associados ao desempenho, e quando estas experiências são percebidas como negativas, podem afetar o progresso dos estudantes, ocasionando frustração na aprendizagem (KIM; KETENCI, 2019).

Além dos efeitos das emoções nos percursos dos estudantes, outro ponto que pode impactar em variáveis acadêmicas é a sua personalidade. As características de personalidade podem ter correlações com os comportamentos, e com as experiências (positivas e negativas) vivenciadas por estudantes durante a aprendizagem (SANDER; FUENTE, 2020). É comum estudantes ansiosos, nervosos ou instáveis terem o desempenho prejudicado (OKOJI; SULAIMON, 2020). Além disso, estudantes muito ansiosos e nervosos têm maiores chances

de mostrar experiências negativas, tornando-os mais suscetíveis à procrastinação nos estudos (RANĐELOVIĆ; VUJIČIĆ; NIKOLIĆ, 2019).

Nesta direção, a problemática abordada nesta pesquisa considerou que há pouca atenção para a personalidade dos estudantes, e aos seus estados subjetivos (referindo-se as emoções de realização), experimentadas ao participar de MOOCs, sendo que esses elementos podem interferir no engajamento e sucesso acadêmico em MOOCs. Enquanto essas duas dimensões (subjetiva e traços de personalidade) não forem investigadas e as suas consequências na aprendizagem on-line não forem reconhecidas, os problemas continuarão ativos e ocultos, dificultando a implementação de soluções.

Diante da apresentação do problema, a Questão de pesquisa desta tese é “existe correlação estatística entre traços de personalidade e emoções de realização (variáveis independentes) com engajamento e o sucesso acadêmico (variáveis dependentes)? Devido ao número de variáveis observadas, esta questão foi desdobrada da seguinte forma:

1. Os traços de personalidade de estudantes estão correlacionados com o engajamento e o sucesso acadêmico em MOOCs?
2. Existe alguma relação entre os traços de personalidade e as emoções de realização autorrelatadas por estudantes de MOOCs?
3. As emoções de realização influenciam o sucesso acadêmico em MOOCs?
4. Os estudantes expressam emoções de realização em fóruns de discussões?

1.2 JUSTIFICATIVA

Nesta pesquisa de doutorado, teve-se como cenário de análise a plataforma de MOOCs Lúmina, a qual hospeda cursos on-line que aderem às configurações do ambiente Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*). A plataforma Lúmina foi desenvolvida por profissionais vinculados à Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), ofertando MOOCs e certificação gratuitos, não estabelecendo restrição de participação, ou seja, qualquer pessoa pode se inscrever nos cursos.

Assim como as plataformas internacionais, por exemplo: Coursera e edX, no cenário brasileiro os MOOCs também tem registrado números elevados de desistências. Em pesquisas prévias, no âmbito do Lúmina, a conclusão, o desempenho e a permanência em MOOCs foram investigados. Alguns pontos observados nos resultados desses estudos no Lúmina justificaram a escolha do tema e a necessidade de execução da pesquisa descrita nesta tese.

No estudo de Perry *et al.* (2019), foi investigada a permanência (número de atividades concluídas) dos estudantes em um MOOC sobre Química. Os autores detectaram que a maioria dos estudantes não completaram todas as atividades do curso, observando o intervalo que compreende 80% a 100% de conclusões de tarefas. Os resultados apresentados por Perry *et al.* (2019) permitiram notar que há elementos ocultos que fazem os estudantes da plataforma Lúmina não aproveitarem integralmente os recursos de aprendizagem, assim como há fatores associados à permanência nos cursos que requerem ser investigados com mais profundidade.

No contexto do Lúmina, Souza *et al.* (2018) identificaram que dentre o total de 1415 inscritos no MOOC Poesia Grega, 279 (cerca de 19%) concluíram o curso; a maioria desistiu. Entretanto, não se sabe quais as razões impediram os estudantes de permanecerem até o final, o que indicou a necessidade de estudar o que pode estar relacionado a estes números. Considerando as diversas pesquisas sobre MOOCs, acredita-se que valha a pena investigar se traços de personalidade e estados subjetivos possam atuar sobre as variáveis de interesse: o engajamento, desempenho (medido apenas como variáveis quantitativas, que podem ser resgatadas dos relatórios da plataforma, como as notas) e a conclusão dos cursos.

Em uma análise mais ampla, de quatro MOOCs da área tecnológica (Avaliação de usabilidade, Análise de Sentimentos em Computação, Introdução ao Arduino, Introdução ao Linux), Souza e Perry (2021) focalizaram na participação feminina, chamando a atenção para duas variáveis: a persistência e as notas. Nos resultados, Souza e Perry (2021) observaram que as notas e a persistência exibiram semelhanças para os homens e mulheres. No entanto, algumas exceções ocorreram como o caso do curso Análise de Sentimentos em que os homens registraram persistência e notas maiores do que as mulheres. Esses achados alertaram sobre a necessidade de estudar quais outros possíveis aspectos podem estar associados ao desempenho e as ações de persistir em MOOCs, direcionando esta tese de doutorado a incluir as variáveis personalidade e emoções de realização.

Outra justificativa para realizar esta pesquisa de doutorado esteve associada aos resultados encontrados por Yadegaridehkordi *et al.* (2019). Esses autores executaram uma revisão sistemática da literatura sobre computação afetiva na educação, considerando estudos publicados no período de 2010 a 2017. Após a análise de 94 artigos selecionados mediante critérios definidos, os resultados descritos pelos autores comunicaram que estudar a relação das emoções com outras variáveis (e.g., aprendizagem e desempenho) dos estudantes foram os tópicos menos explorados (7% das pesquisas), requerendo mais atenção, revelando a importância desta pesquisa de doutorado em direção a descobertas referentes a essa temática.

Estudos anteriores também citam a necessidade de estudar como algumas variáveis (afetivas, comportamentais e de aprendizagem) se relacionam (LONGHI, 2011; SANTOS, 2016), havendo um conjunto de elementos que podem ser observados, tais como: os estudantes, e as suas ações e interações no curso (SILVA, 2016). Essas demandas impulsionaram a escolha do tema dessa pesquisa, focalizando na identificação de traços de personalidade e de emoções de realização de estudantes da plataforma de MOOCs Lúmina, e na análise de dados de interação (engajamento) e sucesso acadêmico (notas e conclusão) de MOOCs, buscando verificar se essas variáveis se correlacionam.

Referindo-se aos elementos que justificaram a decisão de estudar fatores subjetivos (as emoções) dos estudantes, levou-se em conta que caso se possa acessar dados que sejam relacionados a seus estados afetivos enquanto participam de MOOCs, poder-se-ia buscar compreender como se relacionam com a conclusão ou abandono de um curso (DILLON *et al.*, 2016).

De acordo com Afzal *et al.* (2017), em vários momentos de uma experiência de aprendizado há transições entre estados afetivos que ocorrem por meio do envolvimento, padrões de comportamento e interação do estudante, e estando associados aos diversos componentes do curso. Conforme esses autores, tais informações permitem descobrir como os componentes da experiência estariam associados a outras variáveis, por exemplo: engajamento e o desempenho.

Além do foco nas emoções, o fato de a literatura apontar possíveis relações entre personalidade e emoções (e.g., SHIOTA; KELTNER; JOHN, 2006); e entre personalidade e aprendizagem (e.g., KELLER; KARAU, 2013), também influenciou a escolha de incluir os traços de personalidade como elementos de análise.

Os traços de personalidade são um meio para compreender as atitudes e comportamentos acadêmicos dos estudantes, bem como esclarecer o progresso e resultados de aprendizagem (DEWI, 2021). De acordo com Almusharraf e Almusharraf (2021), a personalidade é capaz de justificar como ocorre o envolvimento, interação e colaboração de estudantes dentro da plataforma virtual de aprendizagem. Estudantes extrovertidos e introvertidos, por exemplo, podem apresentar comportamentos sociais e de colaboração diferentes (ALMUSHARRAF; ALMUSHARRAF, 2021).

No estudo de Migali e Zucchelic (2017), os autores descobriram uma forte influência de algumas características de personalidade, mais especificamente a instabilidade emocional e a introversão, na decisão de abandonar o ensino médio. Essas evidências mostram que a personalidade e as emoções são componentes inseparáveis em contextos educacionais, sendo

capazes de revelar e esclarecer associações com fatores positivos e negativos que permeiam o percurso educacional de estudantes, sendo fundamentais para análises em MOOCs.

1.3 OBJETIVO GERAL

Levantar os traços de personalidade e as emoções de realização de estudantes de MOOCs, e as suas relações com o engajamento (medido como acesso aos materiais instrucionais dos cursos), e o sucesso acadêmico (notas e conclusão).

1.3.1 Objetivos Específicos

1. Utilizar dois métodos para auxiliar o reconhecimento de emoções de realização e traços de personalidade: autorrelato e mineração de texto.
2. Implementar um dicionário customizado para o português capaz de identificar automaticamente emoções de realização em fóruns de MOOCs.

1.4 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

Esta tese está estruturada em 5 Capítulos. O primeiro Capítulo contextualizou a temática de pesquisa, descrevendo o problema, as questões, justificativa e os objetivos. O segundo Capítulo é destinado ao referencial teórico, abrangendo tópicos que versam a respeito das emoções, dos traços de personalidade, os MOOCs, e as técnicas de *Learning Analytics* e de Mineração de Dados Educacionais. No terceiro Capítulo é descrita a metodologia, com detalhes dos MOOCs selecionados como objetos de estudo, e os métodos voltados para a coleta e análise de dados. No quarto Capítulo estão os resultados alcançados, e o quinto e último Capítulo expõe a discussão final e as conclusões da pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este Capítulo apresenta as temáticas que fundamentaram a pesquisa, sendo abordadas em quatro dimensões. A primeira dimensão temática é referente às Emoções, incluindo diferentes definições, exemplos de emoções e estados afetivos positivos e negativos, o papel das emoções na aprendizagem. Ao final, será apresentada a Teoria das Emoções de Realização, que forneceu subsídios teóricos à pesquisa, e sobre avaliação de emoções em contextos de *e-learning*. A segunda dimensão aborda a personalidade, traços de personalidade e suas ligações com o engajamento, sucesso acadêmico e com as emoções. A terceira dimensão focaliza nos MOOCs, discorrendo sobre as suas tipologias, benefícios e os principais desafios. A quarta dimensão volta-se para as opções de análise de dados em MOOCs, focalizando em técnicas de *learning analytics* e mineração de dados educacionais.

A forma como o referencial teórico apresentado neste capítulo foi construída se enquadra em uma denominação que Grant e Booth (2009) chama de "Overview"- uma consulta na literatura é feita, com a intenção fazer uma descrição temática ou conceitual, que a critério do pesquisador pode ou não aderir um sistema de busca e análise sistemática.

Nesta tese, o referencial tem descrição de muitos tópicos (emoções e apresentação de métodos para mensurá-las, personalidade, MOOCs, learning analytics, mineração de dados). Toda a construção teórica ocorreu ao longo do doutorado. Desta maneira, não foi aplicada uma síntese sistemática para abordar todos os tópicos. Contudo, ressalta-se que estudos de revisões sistemáticas da literatura também foram executados para apoiar a construção teórica da tese. Em Souza e Perry (2018) e Souza e Perry (2020), podem ser encontradas as bases de dados consultadas e os termos de busca.

2.1 PERSPECTIVAS CONCEITUAIS

Esta seção tem como foco a descrição de algumas definições de emoções. Nesta tese o conceito central é o de emoções de realização, estabelecido por Pekrun. Contudo, considerou-se relevante antes de abordar o conceito de emoções de realização listar algumas definições gerais de emoções.

Em uma perspectiva mais abrangente das emoções, Boehner *et al.* (2007) definem a emoção enquanto um “fenômeno” de ocorrência em todos os indivíduos, porém tem caráter particular, acionando interações com elementos associados ao sistema cognitivo. Em seu

artigo, Boehner *et al.* (2007) contextualizam a pesquisa sobre emoções no campo da Interação Humano-Computador, pois ainda que seja consolidada a certeza que devem ser objeto de estudo por meio do método científico, há uma percepção que não são puramente um fenômeno da racionalidade, e que preservam um caráter confuso, incontrolável, difícil de adaptar à realidade do laboratório de pesquisa. Os autores atribuem esta dualidade à separação entre cognição e emoção e ao entendimento ainda vigente que os “processos mentais” são em essência fenômenos computacionais, internos e individuais.

A emoção era considerada feminina, espiritual e fora de controle, enquanto o laboratório científico era um espaço masculino, fisicamente aterrado e altamente controlado. A noção de ciência como uma atividade racional, portanto, colidiu com o estudo de emoções difíceis de entender, confusas e descontroladas (Boehner *et al.*, 2007, p. 276).

As emoções também podem ser conceitualizadas conforme a dimensão fisiológica. Nesta perspectiva, as emoções “são expressões humanas que são exibidas de forma visual através de meios fisiológicos. Essas evidências aparecem de forma clara num indivíduo, quando este é colocado em determinadas situações [...]” (MELO *et al.*, 2014, p. 458).

Dentro da dimensão fisiológica, as emoções são provocadas por estímulos (DALGALARRONDO, 2008). De acordo com Oatley e Johnson-Laird (2014), a emoção se manifesta por meio de um processo neurofisiológico composto por: avaliação de uma situação; a qual desencadeia alterações fisiológicas; acrescentando a experiência do indivíduo em relação a situação; expressões faciais são exibidas; e, em seguida, ações são executadas.

Outra visão das emoções é a de “eventos”. As experiências resultantes das relações entre pessoas são movidas por emoções, sendo eventos complexos pertencentes ao comportamento humano e abrangendo desde aspectos físicos, socioculturais, individuais e coletivos (DORLAN, 2002). A partir desta concepção de Dorlan, compreende-se as emoções enquanto um conjunto de componentes.

No âmbito da Psicologia, a emoção também pode ser compreendida como um “estado psicológico”, resultante de fatores individuais, estímulos externos, e do ambiente onde se constitui relações sociais, podendo ser refletidas no comportamento do indivíduo; e o impacto das emoções é dependente do nível emocional, atitude e experiência pessoal (LIU, 2017).

Desmet (2003) complementa que a emoção não tem uma definição única, havendo, portanto, diversas caracterizações acerca do termo, e em virtude da variedade de descrições disponíveis, o autor apresenta as emoções como “fenômenos multifacetados que consistem

dos seguintes componentes: reações comportamentais, reações expressivas, reações fisiológicas, e sentimentos subjetivos” (DESMET, 2003, p. 112).

Reconhecendo o desafio de elaborar uma definição de “Emoção”, e que muito desta dificuldade vem de sobreposições semânticas, de palavras usadas como sinônimos (“emoção”, “afeto”, “sentimentos”, “preferências”, “humor”, “atitudes emocionais”, “disposições afetivas”), no Quadro 1 Mulligan e Scherer (2012, p. 346) sugerem que:

Quadro 1 – Definição de emoção por Mulligan e Scherer (2012)

<p>x é uma emoção apenas se</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. x é um episódio afetivo 2. x tem a propriedade de intencionalidade (i.e., de ser direcionado) 3. x contém mudanças corporais (excitação, expressão, etc.) que são sentidas 4. x contém um episódio perceptivo ou intelectual, y, que tem a propriedade de intencionalidade 5. a intencionalidade de x é herdada da intencionalidade de y 6. x é acionado por pelo menos uma avaliação (<i>appraisal</i>) 7. x é guiado por pelo menos uma avaliação (<i>appraisal</i>)
--

Fonte: (Mulligan; Scherer, 2012, p. 346) – Tradução feita pela autora da tese

Segundo a definição de Mulligan e Scherer (2012), um estado difuso, como por exemplo, quando não estamos particularmente engajados em nenhuma atividade, sem estar necessariamente feliz, triste ou ansioso, não representa uma emoção, pois não atende os itens 1 a 7 da lista disponível no Quadro 1.

Scherer (2005) retoma uma definição de emoções fundamentada em Processos e Componentes, buscando diferenciá-las de outros estados afetivos. Citando trabalhos anteriores de sua autoria, Scherer (2005, p. 697) afirma que emoções são:

[...] um episódio de mudanças sincronizadas e interrelacionadas em todos os estados ou na maioria dos cinco subsistemas orgânicos em resposta à avaliação de um evento de estímulo externo ou interno relevante para as principais preocupações do organismo”

Scherer afirma que os “componentes” de um episódio emocional são os estados dos 5 subsistemas (processamento de informação, suporte, executivo, ação e monitoramento), e “processos” são mudanças coordenadas ao longo do tempo. Scherer (2005) sustenta que emoções tem as seguintes características:

- Focalizadas em eventos: são “disparadas” por um evento, muitas vezes referido como “antecedente”.
- Dirigidas à avaliação (*appraisal driven*): são dirigidas a algum objetivo do organismo.
- Apresenta respostas sincronizadas, de forma que seus efeitos podem ser percebidos.
- Mudança rápida, podendo surgir ou desaparecer conforme os eventos, com ajustes rápidos às circunstâncias e avaliação.
- Impacto no comportamento, o que é uma consequência das características anteriores.
- Intensidade, sendo facilmente percebidas pelo sujeito.
- Duração relativamente curta.

Scherer (2005, p. 703, 705) diferencia emoções de:

- Preferências, julgamentos relativamente estáveis, no sentido de gostar ou não de certos estímulos.
- Atitudes, que são predisposições e crenças relativamente duradouras.
- Humor (*mood*), estados difusos e duradouros com predominância de certo sentimento, que podem emergir sem causa aparente.
- Disposição afetiva, características de personalidade e tendências de comportamento estáveis (por exemplo: nervosismo, ansiedade, irritabilidade).
- Instâncias interpessoais, um estilo afetivo demonstrado durante a interação com terceiros, como amabilidade e polidez.

Estas diferenciações podem ser ilustradas de forma efetiva referenciando o Quadro 2, traduzido de Scherer (2005).

Quadro 2 – Diferenciação entre os "fenômenos afetivos" feita por Scherer

Características de design	Foco do evento	Avaliação (appraisal) intrínseca	Avaliação (appraisal) transacional	Sincronização	Mudança rápida	Impacto comportamental	Intensidade	Duração
Tipo de afeto								
Preferências	MB	MA	M	MB	MB	M	B	M
Atitudes	MB	B	B	MB	B	B	M	A

Humor	B	M	B	B	M	A	M	A
Disposição afetiva	MB	B	MB	MB	MB	B	B	MA
Instâncias interpessoais	A	B	B	B	MA	A	M	M

MB= muito baixo, B= baixo, M= médio, A= alto, MA= muito alto
 Fonte: (Scherer, 2005, p. 704) – Tradução feita pela autora da tese

Ressalta-se que no Quadro 2 não se encontra uma definição de “Estado afetivo”, e sim de “Disposições afetivas”, que não se configuram como sinônimos. Nesta pesquisa considera-se que “Estados afetivos” poderia ser usado de forma mais ampla, para se referir às emoções e às sensações difusas como “Humor”. A preferência por usar esta expressão ocorreu devido à grande variabilidade nas definições conceituais, e também porque acredita-se que, durante a aprendizagem, é plausível que o sujeito experimente estados afetivos intensos, breves e dirigidos (isto é, “emoções”), bem como sensações difusas e persistentes (como o tédio).

Os indivíduos podem experimentar diferentes estados afetivos (positivos e negativos), sendo possível associá-los com a obtenção de sucesso ou por falhar em algo, fazendo ponte com realizações. Segundo Andries (2011), estados afetivos positivos como a felicidade, entusiasmo, otimismo, têm ligação com a disposição, interesse e energia que a pessoa dispõe para executar tarefas; sendo também vinculados aos objetivos e tarefas completados com sucesso; enquanto os estados afetivos negativos (e.g., tristeza, raiva e decepção) estão ligados aos resultados e objetivos que não obtiveram êxito.

Conforme Andries (2011), os estados afetivos positivos atuam nas competências do indivíduo, favorecendo as suas ações em diversos contextos da vida. Todavia, mediante atividades complexas, as emoções positivas precisam estar em um nível de equilíbrio para que resultados satisfatórios sejam alcançados, e para uma perspectiva realista das circunstâncias. Por exemplo: um estado elevado de alegria e otimismo pode levar uma pessoa a agir sem analisar os possíveis riscos (ANDRIEŞ, 2011). Situações como estas são denominadas por An *et al.* (2017) de “consequências conflitantes”, que correspondem aos casos em que de uma emoção positiva pode resultar em um efeito negativo – da mesma forma a partir de uma emoção negativa pode surgir um resultado positivo (AN *et al.*, 2017). Esses apontamentos sugerem que estados positivos e negativos podem retornar resultados contrários ao esperado por algumas concepções.

Concluindo esta exposição, é apresentada uma citação longa de uma nota de rodapé do artigo de Pekrun (2006, p. 316):

Alguns autores fazem uma distinção categórica entre emoção e humor, o que implica que os humores são conceitualmente distintos das emoções por serem menos intenso, durar mais tempo e ter um foco de objeto menos claro, ou nenhum foco (veja a discussão de Rosenberg, 1998). No entanto, como devemos lidar com estados afetivos que ultrapassam essas fronteiras conceituais? Por exemplo, como devem ser categorizados os estados afetivos que são intensos e curtos sem um foco claro, ou intensos e focalizados, mas duradouros? Na minha opinião, a intensidade, a duração e a especificidade do foco do objeto podem ser vistas como dimensionais ao invés de características dicotômicas. Isso é mais óbvio para intensidade e duração, mas também se refere ao foco do objeto. Os componentes cognitivos das emoções que representam seu foco no objeto podem frequentemente estar menos conscientes em estados emocionais de baixa intensidade devido à falta de ativação cognitiva, mas na maioria dos casos, eles provavelmente estão presentes nesses estados também (ver também Reisenzein, 2001). Por implicação, humores e emoções intensas podem ser conceitualizados como partes de um mesmo espaço multidimensional de emoções, em vez de categorias distintas.

Identifica-se a partir desta exposição a necessidade de uma definição objetiva dos conceitos usados em pesquisas científicas, pois estas definições estabelecem um parâmetro para interpretação. Porém, no caso das Emoções, em alguns momentos, esta separação é contraproducente, pois não ajuda a identificar os fenômenos que gostaríamos de observar, e ainda prejudica a comunicação entre leitor e pesquisador. Por isso, reforçamos o posicionamento de usar, nesta tese, o termo “estados afetivos”, enquanto Pekrun usará “emoções”.

Dentro dos conceitos de Emoções de Realização de Pekrun (2006), que serão abordados na seção 2.2.1, existem dois elementos considerados importantes: (i) ativação e desativação e (ii) antecedentes. Esses pontos também são abordados por outros autores. Por exemplo, Damasio *et al.* (2000) esclarecem que as emoções dependem de funções de “ativação” e “desativação” em localizações específicas do cérebro, causando movimentações emocionais que permitem descobrir quando uma emoção positiva ou negativa teve aumento ou diminuiu. Na teoria das emoções de realização, Pekrun denomina essas ocorrências de emoções ativadoras e desativadoras, observadas por meio de autorrelato.

Referindo-se ao outro elemento “antecedentes”, Frijda e Mesquita (1998) explicam que a emoção tem elementos antecedentes que geram respostas que podem resultar em emoções, e estas podem ativar determinados comportamentos e ações. Por exemplo, quando um indivíduo sofre uma rejeição, dano ou é inferiorizado, estes são antecedentes que podem ocasionar emoções negativas. Posteriormente, reações comportamentais ocorrem, das quais podem derivar ações, tais como o abandono das tarefas, ou em situações mais graves o suicídio (FRIJDA; MESQUITA, 1998). Esses elementos (antecedentes, emoções, comportamentos e reações) se aplicam para qualquer contexto e ambiente, e as respostas e

comportamentos dos indivíduos podem variar conforme a intensidade da emoção (FRIJDA; MESQUITA, 1998).

As emoções se estendem para diversos contextos, em ambientes educacionais, por exemplo, fornecem suporte para entender a aprendizagem, o comportamento, raciocínio e podem influenciar o desempenho de estudantes (YANG; DAMASIO, 2007). Esse é o aspecto da emoção de maior importância e enfatizado na presente pesquisa, visto que a tese tem um foco na educação.

2.2 EMOÇÕES E APRENDIZAGEM

Em razão do foco na Educação integrado a esta de pesquisa de doutorado é relevante abordar como a emoção se conecta a aprendizagem.

De acordo com Mayer (2020), eventos emocionais e afetivos interagem fortemente durante a aprendizagem potencializando efeitos positivos e negativos. Alguns pesquisadores mencionam a interação da emoção com diferentes funções cognitivas, tais como: a atenção, memória, raciocínio, aprendizagem, resolução de problemas (TYNG *et al.* 2017; DORLAN, 2002).

Embora existam afirmações e confirmações acerca da relação das emoções com componentes cognitivos, Dorlan (2002) argumenta que a necessidade urgente é explicar como essas interações ocorrem e quais as consequências. Para essa finalidade, experimentos podem ser conduzidos em ambiente escolar, sala de aula, laboratórios, pois esses contextos onde ocorrem a aprendizagem são compostos de diversos estímulos e eventos que provocam emoções, e todos os agentes que integram as experiências de aprendizagem exercem influência, tais como: os professores, os recursos de aprendizagem, os colegas com os quais os estudantes convivem e a família (HASCHER, 2010).

No contexto educacional, as emoções podem acontecer durante o percurso de aprendizagem do estudante. Em razão disso, Harley *et al.* (2020) esclarecem que as emoções possuem dimensões temporais. Ao referenciar o futuro são denominadas “emoções prospectivas”; em se tratando do passado “emoções retrospectivas”; em situações do presente “emoções simultâneas”. Um exemplo ocorre quando um estudante sente “prazer” enquanto assiste a um vídeo; vivencia frustração enquanto recorda um desempenho ruim; encontra-se em um estado de esperança enquanto aguarda um resultado (HARLEY *et al.*, 2020). Sendo assim, é possível imaginar que um estudante inicia o processo de aprendizagem movido por emoções positivas, e que ao longo do tempo este estado emocional se altera; ele pode, por

exemplo, encontrar algum obstáculo, pode falhar em compreender algo, e por isso experimentar emoções negativas (KORT; REILLY; PICARD, 2001).

As emoções e os estados afetivos que os estudantes experimentam podem gerar efeitos. Um estado afetivo positivo como a felicidade, por exemplo, potencializa a capacidade de os estudantes absorverem informações, melhorando a capacidade de evitar distrações e aumentando a atenção, a capacidade de formar memórias, e a criatividade (ROWE; FITNESS; WOOD, 2015).

É relevante considerar que as emoções e estados afetivos dos professores também têm efeitos nas experiências dos estudantes. Makhwathana *et al.* (2017) explicam que quando os docentes estão bem, do ponto de vista emocional, executam melhor o seu papel, e influenciam positivamente os estudantes, e o contrário também se verifica. Por exemplo: um professor que apresenta irritação, raiva ou descontentamento pode influenciar os estudantes a terem atitudes passivas, baixo entusiasmo e, conseqüentemente, resultará em um desempenho fraco (MAKHWATHANA *et al.*, 2017).

Alguns exemplos de estudos que identificaram efeitos das emoções (positivas e negativas) nos resultados de estudantes podem ser encontrados na literatura. López e Aguilar (2013) investigaram as emoções no contexto de aprendizagem de idiomas, e as suas descobertas revelaram que em situações de emoções positivas também se observou a autoeficácia do estudante ao ser bem sucedido em tarefas, autoconfiança, ganho de motivação e incentivos que podem ajudar a evitar o abandono das aulas. Schweder (2020) identificou que as emoções positivas podem exercer influências no comportamento de aprendizagem, nos esforços empreendidos em tarefas, no autocontrole, bem como nas metas determinadas por estudantes.

Quanto às emoções negativas, López e Aguilar (2013) constataram que medo, preocupação e tristeza foram as emoções mais evidenciadas durante a aprendizagem de um idioma, pois os estudantes manifestaram medo de apresentar atitudes participativas em aulas e sentirem-se ridículos, registrando preocupação quanto a possibilidade de não compreender o conteúdo, além da apresentação de tristeza devido ao pouco ou nenhum conhecimento de idiomas.

Embora as emoções negativas possam produzir interferências na aprendizagem, no comportamento, reduzindo o ritmo de execução de tarefas, deve-se considerar a possibilidade de emoções negativas encorajarem o estudante a se esforçar, de modo a ativar o seu desejo em evitar desempenhos insatisfatórios ou “falhas” (PEKRUN, 1992; PEKRUN, 2011).

2.2.1 Teoria do Valor-Controle e Emoções de Realização

As Emoções de Realização, conceito central desta pesquisa, são parte da Teoria do Controle-Valor, de Pekrun (2006). Para que seja possível realizar a análise dos dados e concluir sobre os resultados alcançados, é preciso de um prisma, papel cumprido pelo enquadramento teórico utilizado pelo pesquisador. As conclusões desta tese são, portanto, fundamentadas nos resultados avaliados em contraste com o que se esperaria caso sejam aderentes às previsões da teoria.

A Teoria do Controle-Valor proposta por Pekrun (2006) é integrativa, pois considera os antecedentes (disparadores) das emoções, e seus efeitos em ambientes acadêmicos. Um dos pontos centrais é que os objetivos de realização dos alunos explicam a ocorrência das Emoções de Realização (Achievement Emotions) – emoções que os estudantes sentem ao atingir ou não um objetivo acadêmico. “Emoções de Realização”, portanto, fazem parte um conjunto de emoções cuja ocorrência está relacionada a objetivos de aprendizagem. Pekrun (2006) e Pekrun *et al.* (2007) separam estas emoções em “ligadas à atividade” e “ligadas ao resultado”, sendo as primeiras experienciadas durante o aprendizado/atividade de estudar, e as segundas relacionadas ao resultado dessas atividades.

Como Pekrun (2006) opta por não fazer uma diferenciação marcada entre emoções, humor (mood) e disposições afetivas, ele trata, por exemplo, a “ansiedade antes de fazer um teste” como uma emoção de realização do tipo antecipatória, assim como outras emoções negativas como o tédio. Pekrun (2006) reconhece a importância de diversos “sistemas de avaliação” (uso de aspas na tentativa de traduzir “appraisal dimensions”), como valência, expectativas e controlabilidade, porém, em relação às emoções de realização, são relevantes dois sistemas de avaliação: controle subjetivo – a percepção que o esforço individual pode afetar o resultado da aprendizagem – e os valores subjetivos – a atribuição de valor ao sucesso na aprendizagem. Pekrun lista os seguintes sistemas de avaliação como importantes para a instigação de Emoções de Realização:

- Expectativas em relação à situação.
- Expectativas em relação à capacidade das ações do sujeito de afetar o resultado da situação (por exemplo: se eu estudar me sairei bem no teste).
- Expectativas gerais em relação à situação, que corresponde à uma avaliação geral, envolvendo as anteriores.
- Atribuições causais aos resultados das ações.

- Valores das ações e dos resultados das ações.

Estes sistemas de avaliação estão ligados ao que o sujeito percebe que controla ao desenrolar/resultado das situações, provocando a ocorrência de alguma Emoção de Realização. Conforme Pekrun (2006), as ligações entre Controle e Emoções podem ser de três tipos:

- Emoções prospectivas têm seu foco de controle na expectativa que o sucesso/falhas podem ser atingidos ou evitados.
- Emoções retrospectivas têm o foco de controle na percepção que as causas do resultado podem ser identificadas (podem ser ações do sujeito ou eventos externos, por exemplo).
- Emoções relacionadas ao desenrolar da atividade.

O Quadro 3, traduzido de Pekrun (2006, p. 320) exhibe os conceitos da teoria, e permite ver como se relacionam.

Quadro 3 – Pressupostos da Teoria de Controle-Valor de Pekrun

Foco do objeto	Avaliações/ Appraisals		
	Valor	Controle	Emoção
Resultado/prospectivo	Positivo (sucesso)	Alto Médio Baixo	Prazer antecipatório Esperança Desesperança
	Negativo (falha)	Alto Médio Baixo	Alívio antecipatório Ansiedade Desesperança
Resultado/retrospectivo	Positivo (sucesso)	Irrelevante Self Outros	Prazer Orgulho Gratidão
	Negativo (falha)	Irrelevante Self Outros	Tristeza Vergonha Raiva
Atividade	Positivo	Alto	Prazer
	Negativo	Alto	Raiva
	Positivo/negativo	Baixo	Frustração
	Nenhum	Alto/Baixo	Tédio

Fonte: (Pekrun, 2006, p. 320) – Tradução feita pela autora da tese

“Self” na perspectiva de Pekrun denota que o controle das emoções de resultado/retrospectivo é próprio de (ações, atributos ou estados)

Conforme esclarecido por Pekrun (2006), tanto o valor quanto o controle são subjetivos. Usando um exemplo fundamentado em Pekrun, um evento como um “teste/prova/avaliação de desempenho”: caso o foco seja de Resultado/prospectivo e a Avaliação negativa (expectativa de falha), deve-se observar como o estudante percebe o Controle da situação. Caso seja baixo (por exemplo, o estudante pensa que a falha é inevitável), terá como consequência uma experiência de Desalento.

Como o foco desta tese está especificamente nos conceitos das emoções de realização, os elementos antecedentes não se pautaram em expectativas dos estudantes, mas em suas características de personalidade. Com os antecedentes definidos focalizou-se nas situações de realização (execução de tarefas/atividades e resultados) previstas pela teoria, e na mensuração das emoções resultantes das situações de realização.

Bieleke *et al.* (2021) mencionam que algumas emoções consideradas de realização compreendem: prazer, esperança, orgulho, alívio, raiva, ansiedade, vergonha, desesperança e tédio. De acordo com Pekrun *et al.* (2017), a teoria de controle-valor das emoções de realização defende que as emoções atuam nas realizações acadêmicas, e o contrário também se verifica, referente às realizações atuarem sobre as emoções.

A teoria de controle-valor das emoções de realização tem como pilar uma “taxonomia tridimensional”, que correspondem à valência que pode ser positiva ou negativa; as classes de ativação ou desativação; e o objeto a que essas emoções se referem correspondem as atividades/conteúdos de aprendizagem e resultados (PEKRUN, 2019).

No que se refere à ativação e desativação, as emoções de realização abrangem quatro categorias, conforme esclarecido e exemplificado por Pekrun *et al.* (2017): “**emoções positivas ativadoras**” que tem associação com o sentir “prazer” em obter conhecimentos durante os estudos, resultando em maior favorecimento do aprendizado, motivação e desempenho; “**emoções positivas desativadoras**”, tem a ação de “desativar”, por exemplo: sentir-se aliviado em relação a uma realização, e em consequência disso o estudante empreender menos esforços nas tarefas; “**emoções negativas ativadoras**”, emoções que apesar de “desagradáveis” tem o papel de “ativar”, exemplo: a ansiedade, que pode levar o estudante a se preocupar com a possibilidade de ter um desempenho ruim, mas ao mesmo tempo gerar motivação para agir e prevenir um resultado negativo; “**emoções negativas desativadoras**”, emoções de atuação negativa, por exemplo: o tédio, que tem como

consequência a inibição da atuação de componentes cognitivos, diminuindo tanto o foco em atividades em andamento quanto a motivação, de modo a afetar o desempenho.

Quando o estudante obtém sucesso no seu objetivo e em seus resultados torna-se mais provável que experimente emoções de realização positivas, e mesmo que os objetivos, resultados e emoções de realização estabeleçam relações, elementos contextuais e individuais também são relevantes para obter descobertas de maior consistência (PEKRUN *et al.*, 2014). Essas observações são necessárias porque resultados inesperados podem ocorrer, tais como os casos de quando emoções positivas não levam a resultados positivos; ou quando emoções negativas não instituem resultados negativos (PEKRUN, 2006).

As fundamentações teóricas de emoções de realização reconhecem quatro perspectivas, conforme mencionadas por Pekrun (2017): (i) as emoções positivas ativadoras habilitam a motivação dos estudantes, e beneficia a aprendizagem; (ii) as emoções positivas desativadoras podem não ser positivas para os resultados de aprendizagem; (iii) emoções negativas ativadoras podem desabilitar a atenção e interesse dos estudantes, porém pode motivá-los a evitar resultados ruins; (iv) as emoções negativas desativadoras desativam a motivação, gera perda de atenção nas tarefas, impedindo o alcance de bons resultados, sendo negativo para os resultados de aprendizagem.

Pekrun, Elliot e Maier (2009) mencionam que as descobertas mais comuns em pesquisas que efetuaram análises de emoções de realização é a verificação de que ter prazer em aprender colabora fortemente com o desempenho; e que as emoções de realização negativas tais como a raiva, a vergonha e o tédio direcionam para efeitos negativos no desempenho. Todavia, os autores alertam que resultados inesperados podem acontecer e achados contrários podem ser observados.

Dentre as contribuições que se obtém das medidas e resultados da avaliação de emoções de realização destacam-se a possibilidade de descobrir quais emoções os estudantes experimentam, e quais são mais evidentes/fortes, seus efeitos no desempenho, e especialmente a utilidade do conhecimento obtido para desenvolver ambientes de aprendizagem que permitam aos estudantes boas experiências emocionais, e melhores resultados de aprendizagem (SHAO *et al.*, 2020).

2.2.1.1 Trabalhos Correlatos

Emoções de realização é um dos construtos desta pesquisa. Desta maneira, esta seção traz alguns trabalhos que também investigaram emoções de realização em MOOCs.

Em estudos de revisões bibliográficas, Souza e Perry (2018) e Souza e Perry (2020) encontraram pesquisas a respeito da análise de estados afetivos, emoções e sentimentos em MOOCs, as quais utilizaram os mais diversos instrumentos e métodos, todavia nenhuma esteve voltada para a combinação de análise de estados afetivos e identificação de traços de personalidade de estudantes. Pesquisas correlatas com foco especialmente em emoções de realização foram localizadas posteriormente à publicação destes artigos.

Referindo-se às emoções de realização, *Liu et al.* (2021) conduziram análises de fóruns de 13 MOOCs, focalizando na classificação das categorias de ativação e desativação de emoções de realização por meio da rotulação manual das postagens, e emprego de algoritmos de aprendizado de máquina. O propósito dos autores foi identificar a relação das emoções de realização com o desempenho (notas acumuladas em atividades). Os resultados essenciais listados pelos autores indicaram quatro observações: (i) emoções negativas ativadoras mostraram atuação positiva no desempenho; (ii) emoções negativas desativadoras exibiram associação negativa com o desempenho; (iii) emoções positivas desativadoras somente mostraram associações positivas com o desempenho quando a variável total de postagens foi incluída na análise; (iv) emoções positivas ativadoras impactou negativamente no desempenho, e os autores mencionaram sentirem-se surpreso com este quarto resultado.

A investigação de Xing, Tang e Pei (2019) também teve o propósito de fazer o reconhecimento de classes de ativação ou desativação de emoções de realização em postagens de fóruns de um MOOC da plataforma Coursera. Os autores utilizaram algoritmos de aprendizado de máquina, e o foco foi observar se as emoções de realização se associam a evasão. A principal descoberta apontou que emoções negativas ativadoras tiveram maior associação com a evasão, enquanto as emoções positivas desativadoras contribuíram com a permanência no curso. Por outro lado, as emoções positivas ativadoras e as emoções negativas desativadoras não apontaram nenhuma influência.

Henderikx, Lohr e Kalz (2019) analisaram duas emoções de realização (prazer e tédio), no âmbito de um MOOC, para averiguar se essas emoções estão associadas ao enfretamento de barreiras durante o aprendizado neste MOOC. Questionários e correlação estatística compuseram os métodos. Os resultados listados pelos autores mostraram que níveis altos de tédio estiveram associados a diferentes barreiras, tais como: habilidades técnicas, aspecto social, motivação, enquanto o prazer não apontou relações com barreiras.

Ding e Zhao (2020) estudaram os efeitos das emoções realização no engajamento e na autopercepção de realização em uma categoria de MOOC denominada “*Small Private Online Course*” (SPOC). As emoções foram medidas por meio de questionários com escala de likert. O engajamento em vídeos e em tarefas foi medido por meio de entrevista, indagando aos estudantes a respeito da conclusão de tarefas, se visualizavam completamente aos vídeos, se acionavam funções de repetir os vídeos, ou saltar. Os resultados permitiram aos autores descobrir que as emoções de realização (e.g. prazer, tédio e aborrecimento) são capazes de prever o engajamento em vídeos; enquanto o engajamento em tarefas foi fortemente associado à previsão da realização autopercebida.

Beirne, Mhichíl e Lochlainn (2019) buscaram identificar quais emoções (epistêmicas e de realização) os estudantes sentiram ao participar de um MOOC da plataforma FutureLearn, verificando se durante o percurso de aprendizagem ocorreram mudanças nas emoções, usando como instrumento de coleta o autorrelato. A partir dos resultados os autores perceberam que curiosidade, esperança e orgulho foram as emoções experimentadas em maior intensidade, enquanto a ansiedade foi pouco relatada. Também foram constatadas variações nas emoções conforme as tarefas que os estudantes executavam. Emoções negativas foram observadas em fóruns (e.g. frustração, confusão, desesperança), enquanto em vídeos e questionários não foram relatadas, além disso, os autores informam que de uma semana para outra registrou-se modificações na intensidade das emoções.

Esses estudos correlatos evidenciaram que as emoções de realização em MOOCs tem resultados que confirmam determinadas proposições da teoria de controle-valor das emoções de realização, mas também identificam achados contrários ao esperado. Liu *et al.* (2021), por exemplo, identificaram efeito negativo das emoções positivas ativadoras no desempenho, sendo um resultado inesperado. Xing, Tang e Pei (2019) não encontraram efeitos das emoções positivas ativadoras e emoções negativas desativadoras na permanência ou evasão de MOOC. Ding e Zhao (2020) constataram que os estudantes de MOOC experimentam emoções de realização, contudo não executaram estudo correlacional com outras variáveis.

O que esta tese traz de diferente em comparação aos estudos correlatos é a inclusão da variável personalidade, que não foi explorada pelas pesquisas citadas. Além disso, as escolhas metodológicas e de instrumentos para capturar as emoções de realização foram diferentes. Também foi aplicado questionário aberto para complementar as análises correlacionais. E outro ponto é que os MOOCs analisados na tese são brasileiros e não internacionais.

2.2.2 Desafios da identificação de Estados Afetivos no Âmbito da Aprendizagem On-line

Esta seção aborda algumas dificuldades para identificar estados afetivos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs), o que inclui cursos on-line e experiências de aprendizado que utilizam o Moodle, pois a plataforma analisada nesta tese de doutorado consiste em uma instalação do Moodle. Diante disso, os obstáculos para coletar informações afetivas e as possibilidades disponíveis nesses cenários são relevantes.

As interações que ocorrem por meio de AVAs também geram experiências afetivas que impactam na aprendizagem, o que fortalece a necessidade de ver a aprendizagem mediada por tecnologias ser aproveitada como recurso de investigação e monitoramento educacional, para descobrir quais estados afetivos os estudantes experimentam, e quais os seus efeitos na aprendizagem (D'MELLO, 2013).

Identificar os estados afetivos de estudantes em domínios educacionais é um meio de estabelecer estratégias de adaptações dos recursos, e elaborar materiais que sejam mais eficazes em termos de estímulos motivacionais e de engajamento (RODRIGUEZ; ORTIGOSA; CARRO, 2014).

As pesquisas nessa área sinalizam que professores e designers intencionam projetar ambientes de aprendizagem que subsidiem experiências afetivas positivas, no entanto, em contextos on-line os desafios são mais intensos que no presencial (RIENTIES; RIVERS, 2014), principalmente em casos de coletas de sinais fisiológicos que são conduzidos em ambientes controlados (SANDANAYAKE; MADURAPPERUMA, 2011). O motivo refere-se ao desafio para coletar dados fisiológicos à distância (como, por exemplo, usando um módulo que coleta os dados de expressões faciais dos estudantes), e a integração de algoritmos de aprendizado de máquina às plataformas para fazer a classificação das emoções (CRUZ *et al.*, 2017).

Além disso, sob a ótica experimental e controlada, o contato reduzido (ou inexistente, no caso da maioria dos MOOCs) entre aluno e professor também dificulta a identificação de estados afetivos, visto que não há observações comportamentais constantes e em tempo real (ALHASAN; CHEN; CHEN, 2018).

Na percepção de Sandanayake e Madurapperuma (2013), existem muitos desafios para os ambientes de aprendizagem on-line reconhecerem elementos do comportamento humano de forma automatizada, e tratando-se de identificar emoções (tanto as positivas como as negativas) as dificuldades se intensificam (SANDANAYAKE; MADURAPPERUMA, 2013).

Ambientes virtuais e presenciais se diferenciam, de forma que esforços e investimentos precisam ser feitos para detectar estados afetivos (AFZAL; ROBINSON, 2010). Em uma sala de aula convencional o professor consegue reconhecer mais facilmente quando os estudantes perderam o foco, e estão distraídos ou entediados, devido aos sinais exibidos pela “linguagem corporal”; enquanto em aulas on-line além de o professor não visualizar o estudante, este estudante pode estar cercado de possibilidades de distração (ROTHKRANTZ, 2017).

Em aulas presenciais, as pistas afetivas podem ser percebidas mais facilmente quando comparadas com os ambientes de aprendizagem on-line, visto que em uma aula convencional o professor observa quando o estudante altera o foco de sua atenção porque está usando o celular, conversando com um colega; ou exibe sinais corporais como “bocejar”, que são indicadores afetivos explícitos; e na aprendizagem on-line não há essa observação direta (ROTHKRANTZ, 2017). Além da diversidade de ambientes, há desafios em níveis de teoria e de instrumentos, pois cada teoria e construtos a serem medidos carregam variáveis emocionais pontuais (LAJOIE *et al.*, 2020).

Na prática, a identificação de estados afetivos é difícil tanto no cenário presencial quanto on-line, pois há aspectos que não são totalmente evidentes. As informações afetivas explícitas podem ser superficiais ou não serem suficientes para esclarecer as experiências afetivas. O professor pode não conseguir recolher detalhes comportamentais, não conhecer a personalidade dos estudantes. Por isso, há desafios em executar pesquisas com ênfase no reconhecimento de estados afetivos, e compreender esses elementos requer o emprego de métodos específicos para coletar as informações afetivas.

Existem, contudo, diversas oportunidades e iniciativas de sucesso. Em ambientes de aprendizagem on-line como o Moodle é possível identificar emoções dos estudantes a partir métodos de extração de textos (KALLEL; FOURATI, 2018; RIGO *et al.*, 2013); detecção de expressão facial para classificar emoções básicas (DANTAS *et al.*, 2015); monitoramentos de interação, dados de teclados, mouse e webcam também oferecem informações acerca de estados afetivos ou humor do estudante durante sua experiência de aprendizagem on-line (RODRIGUES *et al.*, 2013).

Outras técnicas que foram experimentadas são o mapeamento de perfis de personalidade dos estudantes (MELO; DANTAS; FERNANDES, 2017), e a descoberta de estados de ânimo (SANTOS; BERCHT, 2014). Desta forma, verifica-se que apesar dos desafios existem alternativas variadas para reconhecer estados afetivos de estudantes em experiências de aprendizagem on-line.

2.2.3 Avaliação/Mensuração de Estados Afetivos

Mesmo existindo diferentes desafios para identificar estados afetivos em AVAs, há diversos instrumentos e métodos passíveis de uso. Nesta seção são apresentadas algumas possibilidades, destacando algumas vantagens e desafios.

As emoções podem mensuradas por meio de diferentes instrumentos que fornecem respostas acerca da experiência afetiva em suas diversas dimensões, bem como seus impactos em contextos variados (BOEHNER *et al.*, 2007). Pode-se por meio de instrumentos coletar informações afetivas e medir a intensidade das emoções experimentadas durante o uso de um objeto ou sistema/aplicativo (DESMET, 2003).

Em razão da existência de muitos instrumentos e métodos, não há um padrão único a ser adotado ou que seja considerado a melhor opção, em razão de os objetivos, motivação, seleção de emoções que serão analisadas, e as abordagens variarem consideravelmente, e serem dependentes das decisões metodológicas do pesquisador (SCHERER, 2005).

Dentre as alternativas para medir os estados afetivos, cita-se como exemplos: instrumentos que coletam sinais fisiológicos; entrevistas, questionários (DESMET, 2003); Análise de Sentimentos em textos (STRAPPARAVA; MIHALCEA, 2008); *Learning Analytics* (LEONY *et al.*, 2015).

Identificar estados afetivos por meio de sinais fisiológicos é possível porque o corpo humano tem diferentes sinais que podem ser relacionados com emoções, tais como: variações no impulso elétrico que percorre nossos músculos durante contrações e extensões; alterações no diâmetro da pupila; suor na palma das mãos; temperatura e batimentos cardíacos (RAMZAN *et al.*, 2016; WIOLETA, 2013). Estes dados são coletados por meio de diferentes equipamentos, tais como: sensores, tecnologias *wearable*, uso de câmera de monitoramento, entre outros (COSTA *et al.*, 2019). Uma vez coletados os dados fisiológicos, algoritmos e técnicas de *machine learning* podem ser empregados no procedimento de reconhecimento e classificação dos estados afetivos (RAGOT *et al.*, 2018).

Conforme Desmet (2003), as principais vantagens do uso de sinais fisiológicos na identificação de estados afetivos consistem na aplicação em diferentes contextos culturais; pode-se coletar diversos sinais fisiológicos; não depende integralmente da subjetividade dos indivíduos.

Por outro lado, as desvantagens residem na necessidade de equipamento e pessoal especializado (sendo que alguns destes equipamentos podem causar desconforto severo), no

número limitado de estados afetivos que podem ser capturados, além disso, não consegue lidar com emoções mistas (DESMET, 2003).

Outra forma de mensurar estados afetivos é usar instrumentos de autorrelato (como questionários e entrevistas). Usualmente são questionários que avaliam um conjunto de emoções e outros componentes de caráter comportamental e cognitivo (PEKRUN, 2016).

Questionários podem conter representações visuais de expressões faciais ou textuais. Alguns são centrados em reconhecer a emoção, outros em sua valência, outros em identificar o momento em que uma determinada emoção ocorreu, além de permitir combinar autorrelato com outras técnicas de detecção de emoção, para fins de comparação dos resultados e/ou como um meio complementar (LAURANS; DESMET; HEKKERT, 2009).

Outro procedimento de autorrelato que pode ser empregado é denominado “*think-aloud*” (pensar em voz alta) em que os participantes verbalizam suas emoções, no decorrer das sessões de aprendizado, por exemplo, ou em retrospectiva, quando finalizam suas tarefas (AZEVEDO *et al.*, 2017).

Os instrumentos de autorrelato utilizam métricas quantitativas de avaliação. Entre as principais vantagens de utilizar questionários estão a possibilidade de ser aplicado para uma grande quantidade de pessoas, com o custo financeiro reduzido e a boa confiabilidade (DEMETRIOU; OZER; ESSAU, 2015). Além disso, as escalas disponíveis em instrumentos de autorrelato permitem avaliar qualquer emoção, inclusive emoções mistas. Contudo, há desvantagem de nível cultural, uma vez que há obstáculos referentes à tradução dos termos relativos às emoções, o que dificulta preservar o significado “original” dos termos afetivos em diferentes culturas (DESMET, 2003).

No campo da detecção de estados afetivos em textos, a Análise de Sentimentos – conjunto de técnicas que empregam Processamento de Linguagem Natural (PLN) e algoritmos de aprendizado de máquina – pode ser empregada para reconhecer respostas emocionais, afetivas ou de humor, e para fazer as atribuições de valência positiva, negativa ou neutra (MOHAMMAD, 2016). Ressalta-se que a expressão “Análise de Sentimentos” não tem ligação com qualquer teoria sobre “Emoções”. Como é o nome usado como referência a um método, nesta tese foi decidido continuar adotando esta nomenclatura, ao invés de algo mais genérico como “Análise de Estados Afetivos”.

No âmbito de cursos on-line, a análise de sentimentos geralmente é realizada em dados derivados de fóruns de discussão, sendo fontes de mensagens geradas por estudantes. Nesse contexto, léxicos são recursos fundamentais que orientam a determinação da

negatividade ou positividade do afeto manifestado em palavras e *emoticons*⁴ (MORENO-MARCOS *et al.*, 2018).

Quanto às vantagens da Análise de Sentimentos, destacam-se o emprego de algoritmos de aprendizado de máquina que permitem criar modelos capazes de reconhecer sentimentos; pode-se explorar um conjunto amplo de termos; dicionários de sentimentos poderem ser utilizados em conjunto com outras técnicas, por exemplo: aprendizado de máquina (D'ANDREA *et al.* 2015).

Dentre as desvantagens da análise de sentimentos ressalta-se que um modelo de reconhecimento de sentimento construído para atuação em um determinado contexto pode ter baixa adaptabilidade em outro cenário; nem sempre são colhidos resultados altamente precisos; nos textos existem partes que são importantes e outras não, e desconsiderar frases irrelevantes em tarefas de classificação de sentimentos é um desafio; a extração de informações por meio de processamento de linguagem natural também é complexa em termos do tratamento da variedade de informações e de extração de relações entre palavras contidas em uma frase (D'ANDREA *et al.*, 2015; VARGHESE; JAYASREE, 2013).

Outra possibilidade de análise de estados afetivos diz respeito ao uso de técnicas de *Learning Analytics*, que usam métricas quantitativas para realizar a inferência do estado afetivo e efetuar correlação com a aprendizagem. Pode-se pensar enquanto exemplo, nos seguintes procedimentos efetuados por Leony *et al.* (2015): avaliar se o número de tentativas executadas para responder uma atividade permite identificar a ocorrência ou ausência de frustração; avaliar se o tempo de execução de tarefas e soluções diferenciadas para um mesmo exercício fornecem informações que podem estar atreladas a confusão; avaliar se a felicidade pode ser identificada e medida a partir do desempenho e *feedbacks* obtidos em exercícios. Para tanto, utiliza-se como fonte de informação logs (registros) de navegação, que incluem notas, tempo, desempenho (LEONY *et al.*, 2015).

De acordo com Montero e Suhonen (2014), as vantagens das técnicas de *learning analytics* na identificação de estados afetivos consistem no potencial de explorar grandes quantidades e diferentes tipos de dados (coletados pelas plataformas de aprendizagem on-line), sendo uma alternativa viável para os contextos de aprendizagem massiva e assíncrona.

No que se refere às desvantagens das técnicas de *learning analytics*, cita-se o fato de as inferências afetivas serem fundamentadas em dados comportamentais numéricos (como o número de acessos no curso, quantidade de ações em fóruns, vídeos, leitura, tempo em tarefas,

⁴*Emoticons* correspondem aos ícones ou símbolos utilizados em mensagens para representar graficamente as expressões faciais, por exemplo: rostos sorridentes (Walther; D'Addario, 2001).

pontuações etc.), requerendo abordagens complementares para o enriquecimento da análise (MONTERO; SUHONEN, 2014).

2.3 TRAÇOS DE PERSONALIDADE

Os traços de personalidade correspondem a uma variável de estudo nesta pesquisa. Diante disso, esta seção tem como foco descrever algumas definições de personalidade, com atenção especial ao modelo Big Five, utilizado neste estudo para medir os traços de personalidade dos estudantes, por meio da aplicação do instrumento chamado “TIPI”, de Gosling, Rentfrow e Swann Jr. (2003), descrito na seção 3.2.2.

Traços de personalidade compõem-se de um conjunto de características que um indivíduo possui, descrevendo diferenças que podem influenciar o comportamento (McRORIE *et al.*, 2009). Argyle e Little (2007) complementam que a personalidade envolve muitos elementos, agregando fatores individuais, comportamento social, maneira de pensar e de reagir a determinadas situações.

O termo “traços” pode de certa forma, ser explicado como padrões, o que significa que uma pessoa honesta ou extrovertida, por exemplo, agirá conforme os padrões esperados para o seu perfil de personalidade (ARGYLE; LITTLE, 2007).

No campo educacional, de acordo com Kim e Ketenci (2019), a personalidade é tratada como um atributo dos estudantes, que também pode ser “externalizada” por meio de suas ações e emoções expostas no ambiente de aprendizagem. Essa possibilidade existe porque a personalidade é refletida em atitudes, sendo capaz de justificar preferências e hábitos de estudos, persistência e desempenho na aprendizagem (OLOWOOKERE *et al.*, 2020).

São muitas as variáveis que podem ser observadas e mapeadas associações com a personalidade, tais como: o desempenho, a persistência, preferências metodológicas de ensino, atuação em trabalhos em grupo, capacidade de gerenciar os estudos (CHANG-TIK, 2020). Comportamentos como a proatividade, autoeficácia e a interação em ambientes de aprendizagem on-line também são exemplos de atributos que podem ser influenciados por características de personalidade (ZHENG; KHAN; HUSSAIN, 2020).

Conforme Roccas *et al.* (2002), as diversas características que descrevem as personalidades dos indivíduos podem ser representadas e esclarecidas pelo modelo de cinco fatores conhecido por “Big Five” que engloba: extroversão, agradabilidade, abertura à experiência, conscienciosidade e estabilidade emocional.

Cada um dos elementos do Big Five define a personalidade conforme instrumentos de medidas que quantificam cada fator. Roccas *et al.* (2002) esclarecem que a extroversão tem ligação com ser sociável e comunicativo, enquanto a agradabilidade faz referência às pessoas que tendem a ser gentis, generosas, que se preocupam com o próximo. A abertura à experiência geralmente faz referência a alguém considerado intelectual, aberto a novos aprendizados e experiências (ROCCAS *et al.* 2002). A conscienciosidade descreve indivíduos esforçados e dedicados, que atuam de modo organizado amparado por atitudes de responsabilidade em busca de alcançar objetivos/metapas (LENTON, 2014). A estabilidade emocional reporta tanto a estabilidade quanto a instabilidade emocional de um indivíduo (ROCCAS *et al.*, 2002).

Os traços de personalidade podem ser refletidos nas atitudes, bem como no comportamento cognitivo, moral e social de um indivíduo, e estudar os fatores de personalidade é um caminho para obter esclarecimentos, fazer análises preditivas, identificar associações entre a personalidade com outros elementos, e em contextos variados (SOUTTER; BATES; MÖTTUS, 2020).

Em contextos de aprendizagem, as estratégias utilizadas por estudantes, as suas preferências, motivações, respostas afetivas podem estar associadas ao seu perfil de personalidade (ŠAFRANJ; GOJKOV-RAJIĆ, 2019). A individualidade, os objetivos, a autorregulação, o contexto, o ambiente, realizar ou evitar tarefas, o aproveitamento, a evasão também são componentes que podem trazer evidências a respeito dos efeitos ou das associações da personalidade com atributos acadêmicos (SORIĆ; PENEZIĆ; BURIĆ, 2017).

Jensen (2015) menciona que o ser humano apresenta um ou mais traços de personalidade considerados “dominantes”, e os traços prevalentes podem demonstrar efeitos comportamentais, e por isso, o autor afirma a possibilidade de encontrar relações entre a personalidade com o modo de agir e de aprender dos estudantes, e identificar efeitos nas realizações acadêmicas.

A personalidade pode desencadear diferenças no aprendizado, a forma como o ocorre a percepção de conceitos, as atitudes práticas em referência ao conteúdo aprendido e o desempenho alcançado muitas vezes pode apresentar associação com as características de personalidade dos estudantes (EMBARAK; KHAN; GURUNG, 2019).

No âmbito educacional, Ibrahimoglu *et al.* (2013) argumentam que existem relações entre o estilo de aprendizagem dos estudantes e a sua personalidade, além disso acrescentam que os traços de personalidade produzem efeitos no comportamento de aprendizagem. Divjak, Rupel e Bartolj (2019), por exemplo, encontraram a existência de correlações entre os traços

de personalidade e os comportamentos de estudos de estudantes em um contexto on-line de aprendizagem, sendo a conscienciosidade o traço com associação mais forte.

Matcha *et al.* (2020) investigaram a relação entre traços de personalidade e a autorregulação da aprendizagem de estudantes de um MOOC da plataforma Coursera. Os traços de personalidade foram recolhidos mediante o uso de questionário, e as sequências de transições pelo conteúdo foi o meio de captura das estratégias de autorregulação da aprendizagem. Alguns dos principais resultados listados por Matcha *et al.* (2020) indicaram que a conscienciosidade e a agradabilidade mostraram associação com alta atividade (os estudantes permanecem mais tempo no curso, e revisitam materiais); enquanto a extroversão teve menor aderência a estratégia ativa; a instabilidade emocional apontou para menores chances de os estudantes serem altamente ativos, sendo associados aos comportamentos de “desengajamento”.

Na pesquisa de Cohen e Baruth (2017) foi analisada a correlação entre os traços de personalidade e a satisfação dos estudantes referente a um curso on-line. Para essa finalidade, questionários de personalidade e de satisfação foram aplicados. Os principais resultados dos autores revelaram que estudantes com traços de personalidade semelhantes mostraram diferentes níveis de satisfação; outro aspecto destaque foi que estudantes com níveis altos de abertura à experiência e conscienciosidade revelaram-se mais satisfeitos com o curso on-line.

Esses estudos comprovam a possibilidade de estudar os traços de personalidade em contextos de aprendizagem, e mostram algumas evidências da associação do atributo personalidade com outras variáveis educacionais.

2.3.1 Personalidade e Engajamento

O engajamento é uma variável dependente investigada nesta pesquisa. Nesse sentido, considerou-se relevante trazer nesta seção o conceito de engajamento comportamental que fundamentou o estudo, bem como alguns exemplos de pesquisas que investigaram a ligação da personalidade com o engajamento.

Existem muitas definições e tipos de engajamento, alguns exemplos são: engajamento cognitivo, comportamental e afetivo (GROCCIA, 2018). Nesta pesquisa de doutorado o engajamento de estudantes é referenciado sob a ótica comportamental. De acordo com Groccia (2018), o engajamento comportamental está particularmente relacionado a “participação”, e persistência para acompanhar as aulas, referindo-se à atuação do estudante durante a aprendizagem.

Assim como existem diferentes definições também há maneiras variadas de mensurar o engajamento, por exemplo: quantificar interações, medir tempo em atividades, estabelecer níveis de engajamento: ativo, passivo e sem engajamento (NGUYEN; CANNATA; MILLER, 2016).

O engajamento de estudantes é dependente de muitos elementos que abrangem por exemplo: as características do estudante, os estímulos educacionais recebidos, o contexto do qual ele participa, condições favoráveis para os estudos, bem como fatores psicológicos que envolve a personalidade (MOREIRA *et al.*, 2019).

A relação entre a personalidade e o engajamento na ótica do comportamento navegacional ainda é um campo de estudo em que se registra dificuldades para identificar e explicar como essas variáveis atuam uma sob a outra (WARDHANA; SANDIWARNO, 2019). Em um contexto universitário, Wardhana e Sandiwarno (2019) estudaram o engajamento com base em quantidades de cliques, observando o comportamento de uso da página institucional por estudantes. Os autores não encontraram influência relevante da personalidade no engajamento de estudantes, inferindo que pode haver muitas variáveis inexploradas que poder justificar o engajamento.

Bakker, Vergel e Kuntze (2015) explicam que a variável engajamento é “maleável” no sentido de que há vários elementos que podem refletir no engajamento, dificultando justificar as situações em que há maior ou menor engajamento. Bakker, Vergel e Kuntze (2015) encontraram correlação entre pontuação alta em abertura a experiência e o engajamento de estudantes. Ressalta-se que a variável engajamento medida pelos autores abrangeu um conjunto de recursos (e.g., participação, atividades semanais, horas semanais de estudo, desempenho), além do uso de questionário de engajamento que mede elementos pontuais.

No estudo de Zhang, Chen e Xu (2020) foi analisado o engajamento de 90 estudantes em fóruns de discussão para averiguar se há correlação com a personalidade. O resultado da média de engajamento apontou que cada estudante efetua em média 6 (seis) postagens em fóruns. Os achados dos autores sinalizaram que todos os traços: neuroticismo⁵, extroversão, agradabilidade, conscienciosidade, e abertura a experiência não tiveram associação significativa com engajamento comportamental.

⁵ Alguns autores listados nesta tese utilizam instrumentos que chamam o traço “estabilidade emocional” de “neuroticismo”. Ao apresentar esses trabalhos correlatos é mantido a forma como os autores empregaram. Contudo, o TIPI utilizado nesta tese adere o termo estabilidade emocional.

Doo *et al.* (2020) investigaram se a abertura a experiência e o altruísmo de 209 instrutores de MOOCs influencia o engajamento no trabalho. Questionários que medem as variáveis de análise foram utilizados. Os resultados listados pelos autores mostraram que o altruísmo não apresentou efeitos sobre o engajamento de instrutores de MOOC; por outro, lado a abertura a experiência registrou efeitos no engajamento.

Chen *et al.* (2016) verificaram se há correlação entre o engajamento e a personalidade de estudantes de um MOOC da plataforma edX. O engajamento foi medido por meio de métricas quantitativas que incluem números de visualizações e tempo relacionados a 15 atributos. Dentre os cinco traços de personalidade foram encontradas correlações significativas somente para conscienciosidade e abertura à experiência, relacionadas a alguns atributos do curso, os demais traços de personalidade não apontaram nenhuma correlação. Chen *et al.* (2016) identificaram correlação entre a conscienciosidade e tempo gasto em vídeos, números de tentativas usadas para responder questionários; e totais de interações nos fóruns; e correlação negativa com o total de vídeos saltados. Os estudantes com pontuação alta em abertura a experiência gastaram tempo menor nos materiais do que os estudantes com pontuação baixa para esse traço.

Esses achados sugerem que o engajamento comportamental pode em algumas situações se correlacionar com a personalidade. No entanto, nem todos os atributos revelarão associações, além disso o fato de o engajamento poder ser verificado de muitas maneiras geram resultados que variam em cada estudo.

2.3.2 Personalidade e Sucesso Acadêmico

Outra variável dependente da pesquisa é o sucesso acadêmico. Nesta dimensão, esta seção descreve a visão de sucesso que a tese adere, bem como apresenta alguns estudos que investigaram a relação da personalidade com o sucesso acadêmico.

Gardner e Brooks (2018) mencionam que em MOOCs, o sucesso pode ser visto sob a perspectiva do resultado alcançado, geralmente associado às variáveis conclusão do curso, obtenção de certificado e desempenho medido pelas notas em avaliações. Os autores adicionam também a possibilidade de mensurar o sucesso por meio do engajamento e o cumprimento de objetivos. Nesta tese, ter bom desempenho (notas), e completar o curso é entendido como sucesso acadêmico.

Moreira, Pedras e Pombo (2020) informam que quando os estudantes registram traços de personalidade estáveis, há maiores chances de sucesso acadêmico. O estudo dos autores

confirmou a capacidade da personalidade para prever desempenho de estudantes. A conscienciosidade, por exemplo, revela postura de autodisciplina e organização, logo acredita-se que os estudantes com escores elevados para esse atributo possa conduzir a um ótimo desempenho, e de forma contrária valores baixos de conscienciosidade significa falta de organização e disciplina nos estudos, e pode resultar em desempenho inferior (EYONG; DAVID; UMOH, 2014).

De acordo com Jensen (2015), a abertura a experiência e a conscienciosidade são traços que podem atuar positivamente no desempenho/realização acadêmica, enquanto agradabilidade e extroversão demonstram efeitos mais fracos e menor probabilidade de agir sobre o desempenho.

No estudo de Mammadov (2021) foi feita uma revisão bibliográfica de estudos que abordam os cinco fatores de personalidade, e suas influências no desempenho. Os resultados de Mammadov apontaram que dentre os 228 estudos selecionados, 69% são conduzidos no cenário do ensino superior. Além disso, foi descoberto a partir da meta-análise das pesquisas selecionadas maior evidência da correlação da conscienciosidade e o desempenho. Em segundo lugar esteve a abertura a experiência, os demais traços (agradabilidade, extroversão e estabilidade emocional) não tiveram correlações significativas. Contudo, Mammadov (2021) observou que variações nos resultados podem ser encontradas, nos casos do ensino fundamental e médio, a agradabilidade mostrou-se capaz de prever o desempenho, embora a associação com o desempenho seja “fraca”.

Nesta tese o sucesso é observado a partir das variáveis desempenho referente às notas dos estudantes e à conclusão do curso. Alguns estudos correlatos têm observado a relação da personalidade com o sucesso acadêmico em MOOCs.

Hanzaki e Epp (2018) investigaram o efeito dos cinco fatores de personalidade no desempenho de estudantes de MOOCs: os autores coletaram as informações da personalidade dos estudantes por meio de questionários. O objetivo foi usar o *Big Five* para prever as notas, e descobrir se a personalidade influencia ou não o desempenho. Algoritmos variados (Máquinas de Vetor de Suporte e Regressão Logística) foram testados, e a partir dos resultados os autores mencionam que a personalidade pode não ser capaz de resultar em previsões efetivas de desempenho quando as análises se baseiam exclusivamente em notas, citando a necessidade de incluir outras variáveis, visto que há diversos elementos que podem afetar o desempenho dos estudantes. Ao acrescentar a variável nível de colaboração dos estudantes ao desempenho, os autores encontraram resultados melhores, confirmando que o desempenho precisa ser observado com outras variáveis além das notas.

Embora Chen *et al.* (2016) tenha focalizado especificamente na influência da personalidade no engajamento de estudantes de MOOC, os seus achados comunicaram que estudantes com pontuação alta em abertura a experiência investem menos nos materiais do que os estudantes com pontuações baixas para esse traço, e com esse comportamento alcançam notas menores. Os autores justificam esse resultado pelo fato de alunos abertos a experiência gostarem de explorar muitos temas, não permanecendo ligado a um único MOOC.

Loya *et al.* (2015) investigaram a influência do atributo conscienciosidade na conclusão de um MOOC introdutório de Programação da plataforma Coursera. Os autores perceberam que estudantes com (“alta conscienciosidade”) exibiram bons comportamentos de organização, planejamento e de autodisciplina, visitando os vídeos regularmente, recolhendo evidências de que estudantes que acessavam os conteúdos regularmente foram associados a maiores chances de conclusão do curso.

Gupta (2021) analisaram se os traços de personalidade de estudantes podem influenciar a intenção de concluir MOOCs, por meio da aplicação de questionários. Os resultados permitiram aos autores reconhecer influência significativa da abertura a experiência e extroversão na pretensão de conclusão de MOOCs.

As pesquisas descritas nesta seção revelam que os traços de personalidade são um componente importante em análises de aprendizagem, porém em concordância com Hanzaki e Epp (2018), salienta-se que ainda há aspectos em abertos que precisam ser melhor investigados, principalmente em MOOCs, os quais possuem características diferenciadas do ensino presencial, e ainda há poucos estudos feitos exclusivamente em MOOCs.

Os estudos correlatos mostram que os resultados são muito variáveis, enquanto Hanzaki e Epp (2018) não identificou uma capacidade significativa da personalidade para previsão desempenho, Chen *et al.* (2016) conseguiu verificar efeitos da abertura a experiência nas notas. Gupta (2021) também observou efeitos da abertura a experiência na intenção de concluir curso, e Loya *et al.* (2015) coletou evidências da influência da conscienciosidade na conclusão de MOOCs.

2.3.3 Personalidade e Emoções de Estudantes

A personalidade e as emoções são as duas variáveis de maior atenção desta tese. Nesse aspecto, considerou-se importante nesta seção apresentar algumas pesquisas que trazem evidências da relação entre essas duas variáveis.

Personalidade e emoções firmam conexões de modo que a personalidade está ligada a algumas “tendências” emocionais, por exemplo: indivíduos amigáveis comunicam emoções positivas; enquanto pessoas vistas como “conflituosas” são mais propensas para emoções negativas como a raiva (KELTNER, 1996). Além disso, Keltner (1996) compartilhou evidências de que a extroversão e a abertura a experiência direcionam para emoções positivas, como a alegria e diversão; enquanto neuroticismo (o polo negativa do traço “estabilidade emocional”) tem uma tendência maior para emoções negativas; os traços agradabilidade e conscienciosidade apontam menor propensão para emoções negativas.

Na pesquisa de Shiota, Keltner e John (2006) ao estudar a correlação entre emoções positivas com os traços de personalidade de estudantes de graduação foram encontradas correlações entre alegria, contentamento, orgulho e amor e o traço de extroversão. A conscienciosidade apresentou correlação significativa com as emoções alegria, contentamento e orgulho; enquanto a agradabilidade teve correlação mais forte com amor e compaixão; abertura a experiência apresentou expressiva relação com alegria, amor e compaixão, e neuroticismo teve a capacidade de prever alegria, contentamento, orgulho e amor. Dentre todos os traços de personalidade os autores observaram que a extroversão foi mais favorável para emoções positivas.

Em Barford e Smillie (2016) há indicações da relação positiva dos traços abertura e neuroticismo com emoções mistas⁶. Outro achado que surpreendeu os autores foi a identificação de relação negativa entre conscienciosidade e emoções mistas, contudo os autores salientam que a abertura a experiência foi o traço que manteve correlação mais significativa com emoções mistas.

Ao estudar a ligação da personalidade com as emoções de 257 estudantes universitários, Letzring e Adamcik (2015) encontraram as seguintes correlações: extroversão se correlacionou positivamente com entusiasmo e animação, e negativamente com os sentimentos de culpa e nervosismo; neuroticismo correlacionou positivamente com as emoções angústia, nervosismo e medo; agradabilidade foi correlacionada positivamente com entusiasmo, e negativamente com os estados irritação e chateado; conscienciosidade associou-se aos estados atento, determinado e alerta; e abertura previu positivamente a inspiração, o interesse e a determinação.

Berenbaum *et al.* (2016) conduziram três estudos para examinar se há associação entre personalidade e emoções consideradas prazerosas. Para descrever os resultados dos autores

⁶ Barford e Smillie (2016) descrevem as emoções mistas do ponto de vista da valência, referindo-se as emoções positivas e negativas experimentadas simultaneamente.

foi selecionado um estudo do qual 252 estudantes de graduação participaram. Os autores descobriram correlações entre abertura a experiência e interesse; extroversão se correlacionou com alegria, vigor e contentamento; conscienciosidade mostrou associação com vigor e contentamento; neuroticismo demonstrou forte correlação negativa com contentamento e tranquilidade.

No estudo de Sander e Fuente (2020) foi feita uma análise de dados coletados de estudantes da graduação como foco em reconhecer a relação da personalidade com emoções acadêmicas. Os resultados evidenciaram que as correlações mais fortes estiveram ligadas a associação dos traços de personalidade conscienciosidade e abertura a experiência com as emoções acadêmicas positivas, enquanto o neuroticismo teve maior relação com emoções acadêmicas negativas.

Na investigação de Moreira, Cunha e Inman (2019) foi estudada a relação do temperamento/personalidade de 1.387 estudantes adolescentes e as emoções de realização em aulas de matemáticas. Os resultados mostraram que características de prevenção de danos se associou as emoções vergonha, ansiedade e desesperança; persistência mostrou correlação positiva com prazer e orgulho; e ligação negativa com raiva, vergonha e desesperança; enquanto a característica busca por novidade teve relação positiva com a raiva, ansiedade e tédio, e associação negativa com prazer.

Esses estudos retratam evidências de que a personalidade de estudantes pode influenciar as emoções vivenciadas em ambientes educacionais. Tais achados apoiaram esta tese no estudo da relação entre essas variáveis. Contudo, ressalta-se que essas pesquisas foram configuradas em ambientes convencionais de ensino e aprendizagem. Nenhuma⁷ pesquisa que observe a relação entre personalidade e emoções de estudantes especificamente no contexto de MOOC foi encontrada até o momento da redação desta tese.

2.4 MASSIVE OPEN ONLINE COURSES (MOOCs)

Os objetos analisados nesta pesquisa são os MOOCs, nesta seção são apresentadas algumas descrições gerais deste tipo de curso, com destaque para alguns pontos positivos.

Os MOOCs são cursos on-line projetados com a perspectiva de promover mudanças educacionais por meio de novos cenários de aprendizagem que reúnem participantes de

⁷ Na literatura existem muitas pesquisas que correlacionam essas duas variáveis (personalidade e emoções) no ensino presencial, em AVAs de um modo geral. Contudo, no contexto de MOOCs, os estudos encontrados lidam com essas variáveis separadamente (ver seções 2.2.1.1; 2.3.1; 2.3.2)

diferentes localidades, culturas e interesses variados, gerando “comunidades massivas de aprendizagem social” (LOIZZO; ERTMER, 2016).

Os MOOCs introduziram uma transformação, sugerindo configurações inovadoras de experiências educacionais, voltando-se para a colaboração e ao mesmo tempo com um olhar para as individualidades, oferecendo possibilidades para personalização da aprendizagem (STRACKE, 2017).

Na perspectiva atual, os MOOCs são referenciados como um recurso de inovação na educação em razão de seus atributos tecnológicos e abordagens pedagógicas, e as aderências às plataformas por estudantes e instituições ganharam força durante a “Pandemia COVID-19”, sendo um momento em que a educação on-line se tornou um requisito necessário (PURKAYASTHA; SINHA, 2021).

Diante disso, a preocupação com as estruturas atuais de ensino, com o baixo desempenho dos estudantes, e com o pouco investimento em inovação educacional tem motivado as universidades a elaborarem novas estratégias educacionais, recorrendo ao desenvolvimento e uso dos MOOCs para fins de avanços e melhorias (QIN, 2019).

A produção de MOOCs por instituições de ensino aumentou expressivamente durante a pandemia, ocasionando a necessidade de qualificar profissionais para atuar no ensino remoto, exigindo mudanças nas ações dos professores quanto ao uso de novos meios didáticos e tecnológicos (BAQUE *et al.*, 2021).

Referindo-se as exigências de modificações no ensino, os MOOCs agregam características que permitem alterações nas práticas pedagógicas, as quais devem ser dirigidas por ações ativas, colaborativas e orientadas a autonomia dos estudantes, sendo fundamental considerar o atendimento às demandas individuais dos participantes que estudam de forma independente, bem como incluir a possibilidade de os professores poderem aproveitar os cursos em experiências híbridas (LAKRAMI; LABOUIDYA; ELKAMOUN, 2019).

Ao incorporar os MOOCs na educação convencional os cursos precisam atender aos requisitos dos professores, os quais determinarão como as tarefas de aprendizagem serão conduzidas e executadas, aderindo a um plano estratégico de adoção do MOOC (WONG; TEE; LIM, 2014). Quando se almeja a autoaprendizagem, são adotadas estratégias e abordagens educacionais com foco especialmente no estudante, e nesse caso, o aluno atua de forma independente, utilizando os materiais de aprendizagem conforme os seus objetivos, desempenhando as atividades, interagindo e contribuindo com outros participantes (SULLIVAN *et al.*, 2019).

Alguns dos atributos destaques dos MOOCs são: a abertura (na maior parte das vezes) de forma gratuita, com alta capacidade para acolher um grande número de participantes; criação de novos meios de contato dos inscritos com professores e instituições de ensino superior; redução de impedimentos relacionados à localização geográfica, e com acesso livre ao conteúdo (RIEBER, 2016; DODSON, KITBURI; BERGE, 2015).

Além do alcance a números expressivos de inscritos, os MOOCs intencionam ativar o envolvimento dos estudantes nesses espaços de aprendizagem, por meio de conteúdos e de ferramentas de aprendizagem que impulsionam a motivação dos estudantes (CHANG; GÜTL; EBNER, 2018).

Os recursos incorporados aos MOOCs têm documentos de leitura, fóruns de discussão, vídeos, arquivos de áudio/voz, tarefas avaliativas, sendo produzidos com um olhar para a “diversidade”, de modo a ultrapassar barreiras de diferentes tipos ligadas a aspectos culturais, variabilidade de perfil dos estudantes, as condições de acesso, ampliando a participação de pessoas com diferentes idades e níveis de habilidade (BUCHAN; CEJNAR; KATZ, 2018).

Os MOOCs têm se destacado devido ao seu potencial de inovação educacional, contribuindo para o aumento da adoção e/ou proposição de MOOCs por instituições de ensino (EICHHORN; MATKIN, 2016), e empresas privadas para fins de treinamento corporativo (DODSON; KITBURI; BERGE, 2015).

Em função disso, várias plataformas foram desenvolvidas, como: edX, Coursera e Udacity, que disponibilizam uma série de cursos em diversas áreas do conhecimento, reunindo milhares de participantes. Estes cursos estão vinculados a instituições universitárias, havendo a possibilidade de serem utilizados para obter créditos em disciplinas ou para ganho de certificados de atualização profissional (ANDERSON *et al.*, 2014).

Segundo Ferguson e Sharples (2014), o uso de MOOCs traz benefícios para estudantes, educadores e sociedade. Para os estudantes, à medida que há um crescimento no número de inscrições, são ampliadas: as oportunidades de conexão e comunicação (como por exemplo: obter ajuda e de trocar experiências com outros estudantes); o acesso a materiais de qualidade, e aprimoramento de conhecimentos. Para os educadores traz a experiência e motivação para a produção e compartilhamento de materiais de aprendizagem resultantes de seu trabalho pedagógico. Para a sociedade, os MOOCs expandem as alternativas de aplicação, podendo fortalecer e ampliar o acesso à aprendizagem, gerar outras ferramentas, e atuar como apoio ao exercício profissional (FERGUSON; SHARPLES, 2014).

Kumar e Al-Samarraie (2019) argumentam que os estudantes se beneficiam, pois podem obter conhecimentos complementares referentes à sua área de formação, tendo a

possibilidade de certificação e oportunidades para criar contatos como um incentivo extra. Além disso, os MOOCs oportunizam a participação de pessoas que não frequentam a universidade, o que traz contribuições em direção à igualdade social (AL-IMARAH; SHIELDS, 2018).

Eisenberg e Fischer (2014) citam que os professores também são beneficiados, pois podem utilizar os MOOCs para analisar o aprendizado dos estudantes e o seu próprio trabalho docente, a fim de identificar os desafios, problemas e limitações que permeiam a aprendizagem.

Além dos benefícios direcionados a aprendizagem e treinamento profissional, os MOOCs a partir do seu propósito de “massividade”, coletam numerosos dados provenientes dos comportamentos dos participantes dentro do curso, e esses dados oferecem a possibilidade de proposição de estratégias de desenvolvimento e implantação de ferramentas e algoritmos para a análise de aprendizagem (WILLIAMS *et al.*, 2015).

O extenso conjunto de dados produzidos em MOOCs os qualifica como excelentes objetos de pesquisa, pois representam novos espaços para a realização de experimentações relacionadas à aprendizagem (CHAMPAIGN *et al.*, 2014).

A partir da produção de novos cursos on-line, observa-se o crescimento do número de participantes, aumentando ainda mais os registros de dados pelas plataformas, e ampliando as possibilidades de conduzir análises comportamentais dos aprendizes, que são convertidas em mais oportunidades para compreender a aprendizagem em diferentes dimensões, que incluem padrões comportamentais e de interação, e investigações referentes à aceitação dos MOOCs por estudantes (GEIGLE; ZHAI, 2017).

Diante disso, estudar os dados de MOOCs retornam descobertas sobre como ocorre a aprendizagem; permite verificar o envolvimento dos estudantes; examinar o nível de compreensão dos conteúdos; analisar as práticas de colaboração entre os participantes; bem como fomentar a realização de adequações em nível de ambiente, conteúdo, e aprendizagem, de modo a viabilizar uma educação on-line de qualidade (NYLÉN *et al.*, 2015).

2.4.1 Classificações de MOOCs

Embora existam muitos MOOCs eles podem se diferenciar em termos de características, por esse motivo esta seção tem como foco descrever algumas tipologias de MOOCs.

Os primeiros MOOCs que surgiram eram fundamentados em uma abordagem conectivista, e se tornaram conhecidos como “cMOOCs”. Os cMOOC visualizam a aprendizagem como resultado de redes formadas por grupos de pessoas que atuam de maneira colaborativa, o que pressupõe que o aprendizado ocorre a partir do envolvimento das pessoas que estão ligadas a partir da rede (YUAN; POWELL, 2013; KOP, 2011).

Posteriormente, um novo modelo emergiu, denominado eXtended MOOC, ou “xMOOC”, enfatizando o conteúdo, geralmente utilizando métodos e abordagens pedagógicas que são aplicados em contextos institucionais, aderindo ao formato de ensino convencional, tendo inclusive o material elaborado segundo um currículo institucional (SANCHEZ-GORDON; LUJÁN-MORA, 2014; YUAN; POWELL, 2013).

Embora os cMOOCs e xMOOCs tenham sido as primeiras categorias de MOOCs, outros modelos começaram a ser explorados, principalmente porque existem múltiplas dimensões que tornam os MOOCs diferentes, as adequações no design e conteúdo, bem como a integração de abordagens pedagógicas diversificadas originam plataformas com características variadas, resultados das ideologias advindas dos contextos dos designers, instrutores e estudantes (LITTLEJOHN; HOOD, 2018).

Pilli e Admiraal (2016) citam 4 tipologias de MOOCs, que se diferenciam em relação ao acesso aos materiais e à quantidade de inscritos: (i) “*MOOCs de pequena escala e menos abertos*” – tem poucos estudantes, e o conteúdo é parcialmente aberto a população externa; (ii) “*MOOCs de pequena escala e mais abertos*” – acomoda poucos estudantes, e tem o conteúdo aberto para todos sem custo; (iii) “*MOOCs em larga escala e menos abertos*” – recebe muitos participantes, e os materiais tem acesso restringido; (iv) “*MOOCs em larga escala e mais abertos*” – são os cursos em que há participação “massiva”, exemplo: Coursera.

Há também os “pMOOC”, *Project MOOC*, que adiciona a estratégia projetual, em que estudantes desenvolvem projetos que são submetidos a avaliação por pares (HAAVIND; SISTEK-CHANDLER, 2015). O estudo de caso realizado por Langseth e Haugsbakken (2016) faz referência à outra categoria, chamada “bMOOC”, *Blended Learning MOOC*, que integra o formato on-line e presencial, sendo utilizado em contextos universitários e emprega estratégias de “sala de aula invertida”.

Camarero-Cano e Cantillo-Valero (2016) citam a categoria “sMOOCs”, *Social MOOCs*, que segundo a descrição das autoras tem como proposta fortalecer a perspectiva social, elaborando MOOCs que favoreçam a comunicação, participação ativa e interação dos estudantes, incluindo o uso de redes sociais e Web 2.0.

Antonaci *et al.* (2017) exibem a categoria “gMOOC”, *Gamification of MOOCs*, que busca incorporar diferentes elementos de jogos em MOOCs com a intensão de impulsionar a motivação dos estudantes, e tem como pilares as teorias do fluxo e de persuasão. García-Peñalvo, Fidalgo-Blanco e Sein-Echaluze (2018) propuseram o “ahMOOC”, *Adaptive Hybrid MOOC*, caracterizado pela capacidade de adaptação e tratamento da heterogeneidade dos estudantes, visando a personalização da aprendizagem.

Os exemplos apresentados indicam que não existe um único tipo de MOOC. Os proponentes de cada nova categoria de MOOC argumentam que esses novos modelos trazem inovação e preenchem lacunas ou limitações dos modelos disponíveis, de modo alavancar o desenvolvimento da área.

2.4.2 Principais Desafios dos MOOCs

Embora os MOOCs tenham uma extensa listagem de benefícios e oportunidades, diferentes desafios se impõem. Alguns pontos desafiadores são apresentados nesta Seção. Pike e Gore (2018) esclarecem a respeito dos três principais desafios: **(i)** o fato de o curso ser on-line tem a vantagem de o estudante escolher o seu melhor horário de estudo; entretanto, essa mesma característica pode gerar barreiras quanto à formação de grupos de trabalho, para fins de execução de atividades on-line de forma colaborativa; **(ii)** outro aspecto é permitir a inscrição por uma diversidade de participantes; mesmo sendo uma característica positiva, ao reunir indivíduos com perfis, habilidades e níveis de conhecimentos variados, os materiais podem ser mais complexos para uns do que para outros, gerando desnivelamento entre os aprendizes; **(iii)** a abertura tem como uma das consequências que muitos estudantes cursem um MOOC que não é oferecido em seu idioma, o que dificulta a compreensão (PIKE; GORE, 2018).

Outro desafio é a avaliação da aprendizagem, pois devido ao elevado número de estudantes, usualmente há pouco suporte e feedback. Além disso, implementar estratégias de avaliação diferenciadas é uma tarefa complexa – ver, por exemplo, o caso da avaliação por pares, que incorpora desafios técnicos, práticos, bem como riscos relacionados ao julgamento e atribuição de notas (XIONG; SUEN, 2018). Todos os métodos têm suas limitações, o que dificulta determinar a qualidade das avaliações de aprendizagem (CASTILLO *et al.*, 2015).

O desenvolvimento de MOOCs também tem diferentes desafios, em consequência dos custos e da necessidade de trabalho intenso, pois demanda a preparação de materiais de

aprendizagem e recursos audiovisuais de qualidade, e requer revisões antes da disponibilização do curso (SÁNCHEZ-VERA; LEÓN-URRUTIA; DAVIS, 2015).

Atualmente o desafio que recebe a mais intensa atenção diz respeito aos altos números de desistências dos MOOCs, que ocorrem por diferentes motivos e podem estar atrelados a fatores do estudante e/ou do curso (DALIPI; IMRAN; KASTRATI, 2018). Os estudantes podem desistir por não conseguirem completar as tarefas necessárias para obter certificado, ou devido à perda de interesse no percurso de aprendizado (ISIDRO; CARRO; ORTIGOSA, 2018); problemas familiares, falta de disponibilidade, dificuldades com o idioma do curso, limitações da plataforma, qualidade dos materiais também influenciam o abandono do curso, entre outras razões (GOMEZ-ZERMENO; GARZA, 2016).

Os diferentes desafios que permeiam os MOOCs sugerem a necessidade de estudá-los em direção ao alcance de melhorias e transformações que sejam orientadas à integração de conhecimentos tecnológicos e educacionais, pois os MOOCs necessitam de análises e avanços educacionais contínuos e, conseqüentemente, mudanças constantes precisam ser efetuadas em sua estrutura, metodologia e conteúdos com os propósitos de aumentar a qualidade das plataformas de aprendizagem, e especialmente para lidar com as diferentes demandas dos estudantes (TIAN; XIA, 2017). Para essas finalidades, algumas possibilidades são analisar os MOOCs a partir do uso de técnicas de *learning analytics* e mineração de dados educacionais, temas abordados nas próximas seções.

2.5 LEARNING ANALYTICS

Em MOOCs, existem muitos relatórios com dados de aprendizagem, que permitem extrair variáveis e aplicar diferentes análises quantitativas. Isso é possível por meio de técnicas de *learning analytics*, que também ampararam a análise de dados desta pesquisa de doutorado. Por essa razão, esta seção traz alguns esclarecimentos de *learning analytics*, e alguns exemplos e possibilidades de uso em MOOCs.

Em plataformas de MOOCs o número de dados educacionais registrados por um único curso é muito maior que a quantidade estimada de dados coletados por uma disciplina convencional. Além disso, a forma como ocorre o acompanhamento do aprendizado é diferente, não há observação direta pelo professor, e as análises da aprendizagem baseiam-se no comportamento “gravado” – registros dos cliques, ações no player dos vídeos, submissões de tarefas (O'REILLY; VEERAMACHANENI, 2014).

Diante disso, pode-se imaginar o esforço necessário e a dificuldade que os instrutores podem enfrentar para analisar e interpretar os numerosos dados e múltiplos eventos oriundos das ações de muitos estudantes, por isso, as análises de cursos on-line categorizados como “grande escala” não ocorrem sem o apoio de ferramentas tecnológicas, o que inclui as técnicas de *learning analytics* (RUIPÉREZ-VALIENTE *et al.*, 2015).

Learning Analytics (LA) integra as tarefas de observar os dados mediante monitoramento de logs, aplicar métricas analíticas, avaliar os resultados e extrair informações de aprendizagem, e além de dados e métodos há os agentes que incluem instituições de ensino, professores e estudantes (HERNÁNDEZ-GARCÍA *et al.*, 2018). Com as análises mediadas por técnicas de LA é possível projetar ações de ajustes, realizar a proposição de novas estratégias e/ou ferramentas (MILLIGAN, 2018), bem como a identificação de características e perfil dos estudantes (SCHUMACHER; IFENTHALER, 2018). Também se espera que viabilizem a detecção de problemas no aprendizado, nos materiais e recursos usados, e por meio da detecção de problemas educacionais, definir ações e soluções de aprendizagem (RODRÍGUEZ *et al.*, 2018).

Também há a possibilidade de monitorar o progresso dos estudantes; verificar se os objetivos e os resultados de aprendizagem são alcançados de maneira satisfatória; examinar se os materiais de aprendizagem possuem utilidade frente às metas educacionais almejadas; investigar a relação entre variáveis ou conceitos relacionados à aprendizagem (SEDRAKYAN *et al.*, 2018).

Outras aplicações possíveis são: o rastreamento de dados para identificar perfis de participantes que possam ter interesse em se inscrever em um curso; efetuar análises de desempenho; reconhecer estudantes que estão propensos ao insucesso acadêmico e tratar aspectos que desencadeiam a desistência; propor ações para aumentar os índices de conclusão; realizar intervenções nas práticas educacionais e nas experiências de aprendizagem dos estudantes; bem como adequações curriculares (PATWA *et al.*, 2018; TSAI *et al.*, 2018).

Ao conduzir o monitoramento do comportamento on-line de estudantes, as técnicas de LA apresentam meios de projetar *feedback* relacionado a aprendizagem (estatístico, visual e/ou textual), para que os alunos sejam informados sobre o seu progresso de aprendizagem; há a alternativa de estruturar estratégias de comparações comportamentais dos estudantes, a fim de divulgar os resultados de aprendizagem geral e individual com base nos comportamentos e nas atividades concluídas (ALJOHANI *et al.*, 2019).

Outra alternativa é o uso de LA para projetar alertas referentes à aprendizagem, e investigar os efeitos das mensagens de alertas, mais especificamente as reações afetivas dos

estudantes ao receber mensagens positivas e negativas, por exemplo: uma nota baixa ou alta, aprovação ou reprovação (HOWELL; ROBERTS; MANCINI, 2018).

Ao utilizar LA muitos elementos devem ser considerados, incluindo o acesso a uma base de dados educacionais; atender aos requisitos tecnológicos necessários; possibilidade de colaboração entre profissionais; definição dos tipos de dados que serão analisados; determinação do contexto de uso; apresentação do problema investigado; estabelecimento do procedimento de análise de dados; descrições de como as novas descobertas serão úteis; e atenção aos aspectos de privacidade e segurança dos dados dos estudantes (REINDERS, 2018).

Muitos ambientes virtuais de aprendizagem integram propriedades de LA. O Moodle, por exemplo, fornece diversos relatórios relacionados aos comportamentos dos usuários, integrando eventos de criação de posts em fóruns, comentários efetuados por estudantes, frequência de acessos, eventos de visualização/clicques nos materiais, relatórios de envio e conclusão de tarefas, relatório de notas. Estes eventos são os elementos de análise, que permitem concluir sobre engajamento, conclusão, reprovação, desempenho, entre outros (KARUNARATNE; BYUNGURA, 2017).

Os dados provenientes dos MOOCs, incluindo todas as ações executadas por estudantes, seus comportamentos de visualização dos conteúdos, ações em fóruns, desempenho em avaliações tem sido aproveitados por técnicas de LA em pesquisas que possuem diferentes propósitos (KHALIL; EBNER, 2015).

Na pesquisa Khalil e Ebner (2016), 4 análises foram feitas utilizando uma ferramenta de *learning analytics* (protótipo), testada em uma plataforma de MOOCs Austríaca denominada “iMooX”. Na primeira análise os dados foram utilizados para analisar as taxas de conclusão e abandono. A segunda análise voltou-se para o estudo do engajamento em vídeos dos MOOCs. A terceira investigação concentrou-se na análise dos comportamentos em fóruns de discussão (número de visualizações e postagens semanais). O quarto estudo objetivou a análise de correlação de desempenho com outras variáveis. Quanto às taxas de conclusão, os autores informam que em um curso com 1012 inscritos, 17,49% obtiveram certificado, em outro curso com 519 participantes, 19% completaram o curso. Quanto ao engajamento, as ações em vídeos foram mais numerosas nas duas primeiras semanas do curso. Na análise dos fóruns, as taxas de visualizações/leitura e postagens foram mais altas nas duas primeiras semanas dos cursos. No aspecto desempenho, os estudantes que faziam downloads dos materiais tinham médias mais altas nos testes do que o grupo de alunos que não faziam. Os autores não observaram uma relação significativa entre leitura de fóruns com o desempenho.

Sinha *et al.* (2014) examinaram a interação de estudantes com vídeos em um MOOC de programação funcional, disponibilizado na plataforma Coursera, usando dados de cliques, reprodução, pausa, retornos, avanços, tempo gasto nos vídeos e sequências de cliques para compreender os diferentes perfis de visualização e engajamento em vídeos, e suas influências no abandono do vídeo e do curso. Os autores também utilizaram algoritmos de *Machine Learning* (Regressão Logística Regularizada) e análise estatística (teste Z) para investigar se os dados quantitativos podem prever engajamento, cliques seguintes e abandono. A partir dos resultados, Sinha *et al.* (2014) descobriram que quanto maior o nível de engajamento em vídeos, aumentam-se as probabilidades de que os estudantes permaneçam até o final do curso, isso também se verifica aos estudantes que tem o comportamento de rever vídeos, os quais tem menor probabilidade de abandono.

A investigação de Laveti *et al.* (2017) concentrou-se na análise de um robusto conjunto de dados obtidos de 39 cursos da plataforma edX por meio de um framework de *Learning Analytics*. Os autores utilizaram 16 atributos na análise: (1) número de eventos na última semana; (2) número de acessos nas últimas duas semanas; (3) total de eventos; (4) número de dias entre o último acesso até a finalização curso; (5) número de acessos por dia; (6) número de acessos por semana; (7) total de acessos; (8) número de acessos em páginas; (9) número de páginas fechadas; (10) número de exercícios resolvidos; (11) número de visualizações de vídeos; (12) quantidade de dias que o estudante levou para acessar os conteúdos após ter iniciado o curso; (13) média de dias de acesso; (14) mediana dos dias de acesso após a primeira submissão de uma solução de exercícios; (15) número total de discussões no fórum; (16) total de visualizações do wiki. Estas variáveis foram analisadas com o propósito de calcular a probabilidade de o estudante abandonar o MOOC, testes estatísticos e diferentes algoritmos de *machine learning* foram usados. Laveti *et al.* (2017) identificaram que o número de eventos dos estudantes (ações executadas no MOOC) foi o atributo relevante para prever se um estudante desistirá ou não do curso - verificou-se que se o número de eventos dos estudantes for menor que 50 há probabilidade de desistência, e quando há registro de mais de 500 eventos essa probabilidade é reduzida aproximando-se de zero.

Lu *et al.* (2017) aplicaram LA em um MOOC sobre programação em Python hospedado na plataforma edX, um ambiente de programação colaborativa foi criado para que os estudantes trabalhassem em grupo. Registros de interação com vídeos e postagens em fóruns foram utilizados para medir o nível de engajamento de estudantes. Além disso, questionários sobre a habilidade de programação foram aplicados antes e após o curso. Os autores explicam que o nível de engajamento foi medido com base no cálculo da média de

cliques em vídeos, e no caso de fóruns foi considerada a média de comentários. Além disso, a análise considerou um grupo experimental, que recebeu intervenções de instrutores mediante dificuldades, e outro de controle que não teve intervenções. Os resultados que incluíram testes estatísticos revelaram que o grupo experimental alcançou níveis mais altos de engajamento quando comparado ao grupo de controle, assim como mostraram melhorias nas habilidades de programação que foram refletidas em pontuações mais altas. Esse resultado foi justificado pelo recebimento de intervenções e orientações dos instrutores.

Lau *et al.* (2017) usaram LA para coletar informações sobre a visualização de 10 vídeos sobre educação médica (com duração que varia de 6 a 17 minutos) oriundos de um MOOC, cujo relatório de visualizações foi obtido do YouTube. As métricas analíticas associadas ao número, média de visualizações e tempo de duração dos vídeos foram usadas para investigar a taxa de retenção e verificar se há declínio na visualização de vídeos. Os autores explicam que a taxa de retenção representa o ponto de tempo dos vídeos que os estudantes assistiram comparado ao tempo total de vídeos. Os resultados encontrados por Lau *et al.* (2017) apontaram que há declínio na taxa de retenção, sendo uma redução de 2,8 % por minuto, e quando o estudante visualiza cinco minutos de vídeo a retenção diminui cerca de 75%, sugerindo uma redução significativa da atenção.

Na pesquisa de Liu *et al.* (2019) logs de um MOOC na área de Jornalismo foram analisados. Estes logs registraram eventos sobre o número de visualizações de documentos de leituras, vídeos, fóruns, quiz e tempos de início e finalização de exercícios, com o objetivo de identificar padrões de comportamentos de aprendizagem e verificar o declínio em ações por semana. Os autores também aplicaram questionários para coletar dados sobre gênero, motivação para se inscrever no curso, experiência prévia com MOOCs e percepção da utilidade do curso. Posteriormente, analisaram se há correlações das respostas com os padrões comportamentais.

Os principais resultados de Liu *et al.* (2019) indicaram que algumas semanas podem registrar oscilação no número de ações dos estudantes, sendo evidentes declínios ao longo do curso. Os alunos denominados “passivos” demonstraram redução no número de visualizações de vídeos, materiais de leitura e recursos opcionais. Os estudantes considerados “ativos” exibiram declínio mais intenso no total de submissões de quiz e em ações em fóruns de discussão. Estudantes do gênero masculino acessaram mais recursos do MOOC, bem como iniciaram e submeteram mais questionários quando comparado as participantes do gênero feminino. Quanto ao comportamento de uso, os estudantes que ficaram mais tempo no curso, exploraram mais recursos e concluíram mais exercícios. Além disso, os fóruns foram mais

usados por participantes que consideraram as discussões úteis, quando comparados aos participantes que tinham percepção “neutra” e aqueles que viam os fóruns como “inúteis”. Outra descoberta de Liu *et al.* (2019) foi que estudantes que estavam participando pela primeira vez de um MOOC visualizavam mais os fóruns do que estudantes que tinham experiência prévia, contudo, o número de criação e de submissão de respostas as discussões de fóruns não revelaram diferenças significativas entre esses dois tipos de participantes.

Os exemplos relativos ao uso de LA apresentados nesta seção indicam possíveis alternativas para uso no campo dos MOOCs. Apesar de os artigos descritos terem fonte dados parecidas, eles se diferenciam em termos metodológicos. Os objetivos de pesquisa também variam, revelando possibilidades de examinar os padrões comportamentais; taxas de conclusão; prever a probabilidade de abandono; analisar o comportamento de visualização de vídeos e sua relação com outras variáveis, tais como o abandono do curso, taxa de retenção, engajamento; e a influência dos padrões comportamentais na conclusão e no desempenho.

Em algumas pesquisas os dados são correlacionados com dados subjetivos obtidos de questionários/autorrelato, que identificam os perfis dos estudantes, suas motivações, experiências, entre outros. Percebe-se a partir dos exemplos listados, que as descobertas possibilitadas pelas técnicas de LA são restritas à análise quantitativa fundamentada em número de eventos, e principalmente por testes estatísticos que são aplicados em testes de hipóteses, ou para responder questões previamente formuladas e gerar relatórios quantitativos. Diante disso, o uso de LA pode ser amparado por outros métodos como as técnicas de mineração de dados educacionais, que também exploram os mesmos tipos de dados, empregam testes estatísticos, porém utilizam algoritmos para fins de análises e desenvolvimento de soluções educacionais automatizadas. Esta pode ser uma forma de complementar as técnicas de LA, focalizando principalmente na construção de modelos preditivos e de classificação, descoberta de regras de associação, e agrupamentos, os quais são abordados na próxima seção.

2.6 MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS

Outro campo que amparou metodologicamente esta pesquisa refere-se à Mineração de Dados (MD), que é esclarecida nesta seção com foco na educação, e apresentação de alguns estudos em MOOCs que empregam diferentes técnicas.

A MD tem sido referenciada como a “Descoberta de Conhecimentos em Bancos de Dados” (KDD- *Knowledge Discovery in Databases*), tendo como foco analisar muitos dados

em formatos diversos por meio do uso diferentes métodos semiautomáticos, que incluem técnicas e algoritmos que tem enquanto propósitos encontrar padrões (SAVALIYA; BHATIA; BHATIA, 2018).

As técnicas de MD mais populares compreendem: mineração de regras de associação, classificação, *clustering*, mineração de texto e mineração de sequências, que podem ser empregadas em diferentes domínios - em contextos educacionais essas de técnicas chamam-se Mineração de Dados Educacionais (ANOOPKUMA; RAHMAN, 2016).

Regras de associação referem-se à tarefa de localizar itens frequentes em um banco de dados e identificar associação entre variáveis determinadas por regras (JOHINA; KAMRA, 2015). Na tarefa de classificação “existe um atributo especial que é chamado de classe: o objetivo é usar todos os atributos que compõem a relação para tentar prever a classe” (AMARAL, 2016, p.6).

Clustering é uma técnica que busca semelhanças em um conjunto de dados, os dados são divididos, compondo agrupamentos em que os itens/objetos compartilham características semelhantes, esses grupos são chamados de “clusters” (NAMRATHA; SHARMA, 2016).

De acordo com Gupta e Lehal (2009), a mineração de texto intenciona realizar descobertas especificamente em dados textuais, usando processamento de linguagem natural, técnicas de aprendizado de máquina, e outros métodos que analisam textos, rastreiam tópicos, extraem frases e palavras significativas, bem como efetuam cálculos de ocorrências de termos, e categorização de texto a partir do uso de algoritmos de classificação. Um exemplo é o uso da mineração de texto para identificar opiniões de usuários em relação a um determinado produto, considerando a satisfação, interesse, entre outros (GUPTA; LEHAL, 2009).

Mineração de padrões sequenciais tem como propósito extrair as sequências de interação a partir de logs que contém as ações de usuários, e as sequências de cliques são utilizadas para descobrir padrões sequenciais frequentes de ações e obter informações que esclareçam como diferentes eventos e ordens de ações se associam (MARTINEZ *et al.*, 2011).

A Mineração de Dados Educacionais (MDE) aproveita os conceitos e também as técnicas do campo de MD, adicionando a pretensão de fazer descobertas educacionais, extraindo informações que estão implícitas em dados de aprendizagem, incluindo possibilidades de prever comportamentos dos estudantes; prever desempenho; investigar sequências de aprendizado (UPADHYAY; KATIYAR, 2014); examinar dados demográficos; comportamento de navegação; analisar afetividade e emoções dos estudantes, buscando

especialmente utilizar as descobertas para melhorar elementos educacionais, o ambiente e materiais de aprendizagem (ROMERO; VENTURA, 2012).

Em função das características variadas dos dados de MOOCs há uma diversidade de análises que podem ser realizadas, beneficiando os estudantes, que podem receber um diagnóstico do seu estado de aprendizagem; também há contribuições para os professores, permitindo-lhes a chance de analisar a qualidade do ensino, dos materiais e do curso; da mesma forma, beneficiam-se os administradores das plataformas, podendo utilizar os resultados para melhor estruturar a plataforma e o suporte oferecido (DU; CHEN; JIANG, 2016).

Considerando que a MDE tem sido apontada como um método promissor, muitas pesquisas utilizam diferentes técnicas em MOOCs, alguns exemplos estão listados nesta seção.

Srilekshmi *et al.* (2016) utilizaram mineração de dados na análise de 16 cursos da plataforma edX, os atributos analisados foram: número de interações no curso, quantidade de dias que o estudante interagiu, número de visualização de vídeos, número de postagens em fóruns de discussão, nota final e uma variável que identifica se os estudantes obtiveram ou não certificado. A partir desses atributos, os autores empregaram regras de associação, sendo utilizado o algoritmo Apriori para criar um modelo preditivo para identificar estudantes em riscos de abandonar o curso. A análise resultou em 12 regras que foram testadas em termos de acurácia, e uma das regras foi considerada mais forte, pois apresentou percentuais mais altos de eficiência e confiança. A regra selecionada pelos autores, que fundamentou o modelo preditivo, considerou que para um estudante estar em risco depende do número de dias ativos, número total de eventos, número de eventos de reprodução de vídeo e número de postagens em fóruns de discussão.

No contexto de tarefas de classificação, Umer *et al.* (2017) testaram 4 classificadores diferentes (Floresta aleatória, Regressão Logística, Naive Bayes e K-Nearest Neighbor) para prever o desempenho de estudantes de um MOOC - os classificadores foram usados para prever a pontuação, informando se o estudante será aprovado ou reprovado. Os dados submetidos à análise foram coletados de um MOOC intitulado “*Principles of Economics*” hospedado na plataforma Coursera. Os autores usaram 7 tipos de dados: (i) pontuação no quiz semanal; (ii) número de tentativas usadas nos quizzes semanais; (iii) tempo utilizado para responder o quiz; (iv) tempo de visualizações de palestras; (v) total de palestras vistas por semana; (vi) número de ações em vídeos, incluindo eventos de pausa, reprodução; (vii) tempo total gasto por semana. A acurácia dos classificadores foi testada, e os autores perceberam que

a precisão dos classificadores é melhorada conforme as semanas avançam. Para fins de comparação do desempenho dos classificadores o teste qui-quadrado foi utilizado, detectando uma diferença significativa que concluiu que o classificador *Random Forest* teve melhor desempenho preditivo.

Referindo-se a tarefa de *clustering* (agrupamentos), Ezen-Can *et al.* (2015) analisaram os fóruns de discussão de um MOOC para professores, hospedado na plataforma MOOC-Ed: *Massive Open Online Courses for Educators*. O objetivo era agrupar mensagens semelhantes obtidas de fóruns de discussão do MOOC, sendo 550 posts de 57 discussões realizadas por 155 estudantes. Os autores explicam que o agrupamento ocorreu a partir de dados textuais com uso do algoritmo k-medoids, havendo a divisão de *clusters* de acordo com os pontos de vistas, concordâncias, discordâncias e apresentação de ideias. Os *clusters* foram analisados qualitativamente, e os autores identificaram que os fóruns podem evidenciar questionamentos, os pontos de vistas conseguem indicar a apreciação dos estudantes em relação a algo, assim como divergências de opiniões, e a evolução das ideias dos estudantes. Além disso, os autores acrescentam que um dos *clusters* detectou um percentual alto de “pensamento não desenvolvido”.

Um exemplo de uso de mineração de texto combinado com a análise de dados de interação pode ser encontrado na pesquisa de Crossley *et al.* (2016). Esses autores analisaram dados de interação e textuais obtidos de um MOOC denominado “Big Data in Education” disponibilizado na plataforma Coursera. Para os dados de interação, os autores consideraram ações semanais: o número de vezes que o estudante esteve ativo por semana, tempo médio em que esteve ativo, porcentagem de vídeos/palestras acessados, número de acessos aos fóruns, número de posts criados, número de comentários, números de votos positivos e negativos em comentários, entre outros atributos. Para a análise de dados textuais, coletados de fóruns de discussão do MOOC, os autores usaram 5 ferramentas diferenciadas de mineração de texto (WAT, TAALES, TAACO, ReaderBench e SEANCE), que analisam diferentes dimensões (e.g, estrutural, lexical, coesão). Conforme Crossley *et al.* (2016), o uso de dados de cliques e processamento de linguagem natural permitiram prever a conclusão do MOOC com uma precisão de 78%. As características capturadas por processamento de linguagem mostraram potencial preditivo, contudo, os dados cliques se sobressaíram sendo os preditores mais fortes de conclusão quando comparado com as variáveis de processamento de linguagem natural.

Os exemplos relatados mostraram algumas finalidades gerais das técnicas de mineração de dados educacionais aplicadas em MOOCs. Os autores listados nesta seção revelam que há diferentes técnicas, algoritmos, ferramentas e objetivos que orientam o uso de

MDE em MOOCs. Pode-se utilizar algoritmos diferentes em uma mesma análise e comparar os resultados e verificar qual algoritmo tem melhor desempenho. Todos os dados de uma plataforma podem ser submetidos à análise, ou reduzir os atributos de análise limitando-se a um tipo específico de dados (textual ou quantitativo), ou integrar tipos diferenciados de dados. Além disso, um mesmo tipo de tarefa pode ser utilizado para finalidades diferentes. Assim como *Learning Analytics*, a MDE permite identificar estudantes em riscos de abandonar o curso, prever o desempenho de estudantes, encontrar padrões de comportamentos de interação e de participação em fóruns de discussão, identificar variáveis indicativas de conclusão de curso, entre outras possibilidades.

2.7 CONSIDERAÇÕES DO REFERENCIAL TEÓRICO

O Capítulo 2 foi dedicado aos diversos tópicos que sustentaram a presente pesquisa. A emoção é um dos componentes em foco neste estudo, e nesse direcionamento, as perspectivas conceituais e teóricas tiveram a função de esclarecer o seu significado e apresentar as diversificadas visões dos autores, sendo selecionados os conceitos de emoções de realização para fundamentar a pesquisa. A emoção pode ser manifestada em qualquer contexto, inclusive em ambientes virtuais de aprendizagem. Todavia, nem sempre as emoções são explicitadas, o que dificulta perceber em que momento ocorreu, suas causas e impacto na aprendizagem. Ao considerar a emoção no âmbito educacional é possível reconhecer os estados afetivos que favorecem e interferem na aprendizagem dos estudantes, bem como detectar aspectos do curso e de conteúdos que produzem emoções positivas e negativas. Nessas condições, alguns métodos que podem direcionar os pesquisadores na identificação e medida de estados afetivos dos estudantes foram apresentados.

O segundo principal tópico abordado no Capítulo 2 foi a personalidade, descrita na perspectiva dos cinco fatores (extroversão, agradabilidade, abertura à experiência, conscienciosidade e estabilidade emocional). Foram apresentados alguns estudos que mostram evidências da ligação da personalidade com o engajamento, sucesso acadêmico e emoções de estudantes.

Outro componente importante da pesquisa são os MOOCs, sendo o cenário on-line onde ocorre a aprendizagem, e integra os diferentes elementos que podem influenciar os estados afetivos dos estudantes. Suas características, benefícios e desafios foram abordados com os propósitos de apontar as diversas contribuições que esses ambientes de aprendizagem

têm fornecido aos estudantes e a comunidade educacional, exibindo também algumas barreiras e limitações que os permeiam.

A análise de dados de MOOCs é parte integrante desta pesquisa para compreender a relação da personalidade com engajamento, resultados acadêmicos e estados afetivos. Para essa finalidade, tem-se enquanto princípios teóricos e metodológicos norteadores conhecimentos oriundos dos campos de *learning analytics* e mineração de dados educacionais que foram relatados segundo uma perspectiva ampla, que reuniu descrições, propósitos e oportunidades gerais de aplicação em contextos de MOOCs, divulgados a partir de exemplos de investigações extraídos da literatura. No próximo capítulo há uma finalidade mais específica com foco na descrição dos métodos de mineração de dados adotados na Tese.

3 METODOLOGIA

Neste Capítulo estão descritos os procedimentos metodológicos que subsidiaram o estudo, iniciando pela caracterização da pesquisa (Seção 3.1), o delineamento do estudo (Seção 3.2), informando os objetos investigados, os procedimentos da coleta e análise dos dados, e na Seção 3.3 constam os métodos adotados para a mineração de dados educacionais.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Esta pesquisa teve o propósito de investigar os traços de personalidade e as emoções de realização de estudantes de MOOCs, e os seus efeitos no engajamento, desempenho e conclusão dos cursos.

Nesse contexto, o primeiro problema identificado a partir da literatura diz respeito ao fato de a personalidade e as emoções de estudantes serem pouco consideradas em contextos de aprendizagem on-line. Posteriormente, também se verificou que a personalidade e os estados afetivos de estudantes podem apresentar efeitos em elementos ligados à aprendizagem (e.g., engajamento, desempenho, desistência). Diante disso, essa investigação buscou levantar evidências e encontrar respostas para os questionamentos enunciados na Introdução (Capítulo 1).

Esta pesquisa configurou-se como um estudo de caso. Yin (2001) esclarece que em um estudo caso há a possibilidade de analisar um “único” caso ou casos “múltiplos”. Considerando que os objetos de investigação foram três MOOCs da plataforma Lúmina, delineados, contextualizados, e submetidos à análise, decidiu-se tratá-la como um estudo de casos múltiplos.

Quanto à forma de abordagem das análises de dados, adotou-se uma composição analítica quantitativa, uma vez que estudos com essa característica preveem a estruturação de dados em tabelas, as variáveis são quantitativas para fins de análises de correlação e/ou para testar hipóteses (GIL, 2002). Contudo ressalta-se que em uma das etapas de análises de dados também foi adotada uma abordagem qualitativa (informações na seção 3.3.5). O motivo de escolher uma abordagem quantitativa para a maioria das análises é porque a questão de pesquisa demanda a aplicação de técnicas de estatística inferencial.

Além de análise correlacional de variáveis, na dimensão quantitativa, também foram utilizadas técnicas de mineração de dados educacionais na tarefa de reconhecer os perfis

personalidade dos estudantes; quantificar os estados afetivos autorrelatados e as emoções de realização contidas nos fóruns de discussão; e encontrar os termos frequentes nas respostas de um questionário aberto aplicado aos estudantes dos MOOCs. Nas seções subsequentes são esclarecidos os procedimentos adotados, referentes aos estudos de casos, e as abordagens quantitativas integradas aos métodos de mineração de dados educacionais.

3.2 DELINEAMENTO DA PESQUISA

O plano de ações, conforme descreveu Ventura (2007) – falando sobre Estudos de Casos - tem quatro etapas: (1) seleção do que será examinado; (2) coleta de dados; (3) análise e interpretação dos dados; (4) elaboração do relatório. Para fins de detalhamento, na Seção 3.2.1 são apresentados os MOOCs que configuram as unidades de análise. A Seção 3.2.2 revela os procedimentos de coleta de dados. A Seção 3.2.3 expõe como os dados foram analisados, e a Seção 3.2.4 esclarece como o relatório foi produzido.

3.2.1 MOOCs: as unidades de análise

Foram analisados dados de três MOOCs, disponibilizados na plataforma Lúmina, vinculados a diferentes áreas, a partir dos quais se obtiveram os dados referentes aos traços de personalidade, emoções de realização dos estudantes, e as informações de engajamento, desempenho e conclusão dos cursos. A Tabela 1 expõe os MOOCs escolhidos e os números de estudantes inscritos até o período da coleta de dados, referindo-se a data 13 de julho de 2021.

Tabela 1 – MOOCs selecionados e os números de inscritos

MOOC	Nº Matrículas
Comunicação para TODOS: recursos e ferramentas de acessibilidade	1058
Como Produzir Vídeos com Celulares e Tablets	960
Neurociência Integrativa – Reflexos Medulares	552

Fonte: Autoria própria

O primeiro MOOC selecionado correspondeu ao curso denominado “Comunicação para TODOS: recursos e ferramentas de acessibilidade⁸ 3º edição”, da área de Ciências Humanas e Sociais, e foi selecionado por suas características diferenciadas que compreendem: recursos de acessibilidade, o uso de Língua Brasileira de Sinais (Libras), audiodescrição e legendas, o que favorece a participação de públicos diversificados, incluindo as pessoas com deficiência. Na Tabela 2 constam os perfis demográficos dos estudantes.

Tabela 2 – Características demográficas dos estudantes do MOOC Acessibilidade.

		Gênero	
		Feminino	Masculino
		766	289
		Outro	
		3	
Idades	Nº	Escolaridade	Nº
até 19 anos	176	Ensino fundamental incompleto	14
20 a 24 anos	298	Ensino fundamental completo	10
25 a 29 anos	167	Ensino médio incompleto	87
30 a 34 anos	134	Ensino médio completo	129
35 a 39 anos	100	Ensino superior incompleto	454
40 a 49 anos	122	Ensino superior completo	176
acima de 50 anos	61	Pós-graduação	188

Fonte: Autoria própria

Conforme nota-se na Tabela 2, o MOOC “Comunicação para Todos: recursos e ferramentas de acessibilidade” recebeu um grande número de inscrições por mulheres (n=766), os estudantes têm idades variadas e a maioria possui ensino superior incompleto (n=454). O MOOC (Figura 1), teve seus conteúdos produzidos com a intenção de viabilizar formação introdutória em acessibilidade.

⁸ MOOC Acessibilidade – Disponível em: <https://lumina.ufrgs.br/course/view.php?id=134>

Figura 1 – MOOC Acessibilidade

Fonte: Captura de tela da plataforma Lúmina.

No que refere à configuração, este MOOC tem quatro módulos, compostos de materiais em pdf, slides, vídeos, quizzes e fóruns, e a estimativa de tempo de estudo correspondente a 20 horas.

O segundo MOOC selecionado referiu-se à segunda edição do curso intitulado “Como Produzir Vídeos com Celulares e Tablets⁹”, vinculado à categoria Tecnológica. A escolha deste curso esteve vinculada a atual situação da sociedade, em razão da pandemia muitas instituições recorreram ao ensino remoto, aumentando a procura por cursos que viabilizassem o aprendizado de como utilizar dispositivos tecnológicos (e.g., celular, tablet) para gravar aulas. Diante disso, este MOOC foi constituído de características atrativas para um público diversificado.

A Tabela 3 registra as características demográficas dos estudantes do MOOC com o tema produção de vídeos. Os estudantes tiveram perfis variados em termos de idade e escolaridade. O número de homens e mulheres foi parecido.

Tabela 3 – Características demográficas dos estudantes do MOOC produção vídeos

	Gênero		
	Feminino	Masculino	Outro
	511	445	4

⁹ MOOC Produção de vídeos – Disponível em: <https://lumina.ufrgs.br/course/view.php?id=132>

Idades	Nº	Escolaridade	Nº
até 19 anos	244	Ensino fundamental incompleto	0
20 a 24 anos	178	Ensino fundamental completo	29
25 a 29 anos	124	Ensino médio incompleto	182
30 a 34 anos	102	Ensino médio completo	158
35 a 39 anos	103	Ensino superior incompleto	282
40 a 49 anos	125	Ensino superior completo	131
acima de 50 anos	84	Pós-graduação	178

Fonte: Autoria própria

O MOOC “Como Produzir Vídeos com Celulares e Tablets” (Figura 2), tem quatro módulos, e materiais didáticos em formatos pdf, vídeos, fóruns, questionários de avaliação, e ofereceu declaração de conclusão de 20 horas.

Figura 2 – MOOC Produção de Vídeos



Fonte: Captura de tela do Lumina.

O terceiro MOOC analisado faz referência à segunda edição do MOOC “Neurociência Integrativa – Reflexos Medulares¹⁰”, o qual está associado à área de Ciências da Saúde e Biológicas. A seleção deste curso ocorreu especialmente por discutir temas de níveis intermediário/avançado, e por ser um domínio de conhecimento diferente dos outros dois cursos. As informações dos participantes estão na Tabela 4.

¹⁰ MOOC Neurociência Integrativa – Disponível: <https://lumina.ufrgs.br/course/view.php?id=133>

Tabela 4 – Características demográficas dos estudantes do MOOC Neurociência Integrativa

		Gênero	
		Feminino	Masculino
		354	198
Idades	Nº	Escolaridade	Nº
até 19 anos	95	Ensino fundamental incompleto	2
20 a 24 anos	187	Ensino fundamental completo	8
25 a 29 anos	74	Ensino médio incompleto	27
30 a 34 anos	57	Ensino médio completo	92
35 a 39 anos	58	Ensino superior incompleto	279
40 a 49 anos	54	Ensino superior completo	71
acima de 50 anos	27	Pós-graduação	73

Fonte: Autoria própria

Conforme consta na Tabela 4, o MOOC Neurociência teve a predominância do público feminino (n=354) e a maioria dos estudantes registrou ensino superior incompleto (n=279). O MOOC Neurociência Integrativa (Figura 3) tem quatro módulos, seus conteúdos são majoritariamente vídeos, contando também com questionários de avaliação, e o tempo de estudo equivalente a 28 horas.

Figura 3 – MOOC Neurociência Integrativa

Página inicial > Ciências da Saúde e Biológicas > Neurociência Integrativa – Reflexos Medulares - 2ª edição ATIVAR EDIÇÃO

Inscrição

Cancelar minha inscrição

Neurociência Integrativa – Reflexos. Postura. Locomoção.
2ª edição

Apresentação | Curso Reflexos e L... Assistir ma... Compartilh...

NEUROCIÊNCIA INTEGRATIVA

PROF. ALDO B. LUCION
FISIOLOGIA - ICBS - UFRGS

REFLEXOS E LOCOMOÇÃO

Assistir no YouTube

Certificado: sim
Módulos: 4
Tempo de estudo: 28h
Instituição: UFRGS
Área: Saúde
Nível: Intermediário/Avançado

Fonte: Captura de tela do Lúmina.

Todos os três cursos têm em comum a inclusão de um questionário de perfil, questionários de autorrelatos (personalidade e emoções de realização), e um questionário aberto.

3.2.2 Coleta de Dados

A pesquisa e a aplicação dos instrumentos de coleta de dados ocorreram mediante a aprovação do Comitê de Ética (CAAE- Certificado de Apresentação de Apreciação Ética, número 39522720.4.0000.5347).

Informações demográficas foram obtidas por meio do questionário de perfil (Anexo A), que intencionou registrar informações referentes à idade, gênero, escolaridade, interesses e pretensões relativas aos cursos.

No início dos cursos, informações sobre os traços de personalidade dos estudantes também foram coletadas com o uso do Inventário de Personalidade de Dez Itens (TIPI) de Gosling, Rentfrow e Swann Jr. (2003).

O TIPI (Anexo B) é uma tradução para o português de Pimentel *et al.* (2014), sendo utilizado nesta pesquisa, disponibilizando-o no formato on-line dentro do ambiente MOOC. Trata-se de um questionário de autorrelato que avalia algumas características associadas à personalidade, utilizando uma escala Likert de sete pontos: (1) discordo fortemente; (2) discordo moderadamente; (3) discordo um pouco; (4) nem concordo nem discordo; (5) concordo um pouco; (6) concordo moderadamente; (7) concordo fortemente.

Os 10 itens do TIPI mensuram os cinco fatores de personalidade correspondentes à extroversão, agradabilidade, conscienciosidade, estabilidade emocional, e abertura à experiência (GOSLING; RENTFROW; SWANN JR., 2003). São 10 itens porque Gosling, Rentfrow e Swann Jr. (2003) propuseram características inversas para o TIPI: a extroversão tem como item inverso a característica “reservado/quieto”; agradabilidade tem como item inverso a característica “crítico/briguento”, a conscienciosidade ligada a autodisciplina/organização tem com item contrário o atributo “desorganizado”; a estabilidade emocional tem como variável inversa a “ansiedade”, e aberto a novas experiências tem como inverso o estilo “convencional”, ver no (Anexo B). Os itens “inversos” são uma maneira de assegurar a sinceridade nas respostas. Por exemplo, quem disse que é muito autodisciplinado/organizado, espera-se que não diga que é muito desorganizado.

A escolha do instrumento TIPI levou em consideração a confiabilidade e a validação. Gosling, Rentfrow e Swann Jr. (2003) testaram e validaram o questionário, indicando sua viabilidade para uso em pesquisas. Outro motivo é o fato de o TIPI ser um questionário pequeno - nos MOOCs da plataforma Lúmina costuma ser alto o número de participantes que não respondem aos questionários de perfil e de satisfação dos cursos, mesmo sendo

questionários breves, e geralmente os questionários de traços de personalidade mais completos são constituídos por muitos itens, requerendo muito tempo dos respondentes, o que seria inviável para o Lúmina.

No tocante à identificação dos estados afetivos experimentados durante a aprendizagem, foi aplicado o *Achievement Emotions Questionnaire* (AEQ) – Questionário das Emoções de Realização, produzido por Pekrun *et al.* (2011).

O AEQ é um questionário de 24 itens (Anexo C), que utiliza a escala Likert de cinco pontos. As perguntas são distribuídas em três blocos de oito questões, havendo conjuntos de questões que capturam as emoções experimentadas em momentos diferentes: antes de começar a aprendizagem, durante a aprendizagem, e questões relacionadas aos testes, analisando fatores após a aprendizagem (PEKRUN *et al.*, 2011).

Conforme Pekrun *et al.* (2011), o AEQ mede nove tipos de estados afetivos, referenciados como “emoções de realização”: prazer, esperança, orgulho, alívio, raiva, ansiedade, vergonha, desesperança e tédio, experimentados na aprendizagem.

Em virtude de o questionário TIPI coletar as características de personalidade dos estudantes no momento antes da aprendizagem, a decisão foi não utilizar todas as questões do AEQ, selecionando somente algumas questões relativas às emoções experimentadas durante a aprendizagem, e algumas questões referentes às emoções experimentadas em tarefas avaliativas. A fim de gerar uma versão mais reduzida e adaptada ao contexto desta pesquisa, essa versão ajustada está disponível no Apêndice A.

Com a exclusão de algumas questões que medem emoções antes da aprendizagem, nesta pesquisa de doutorado foram medidos somente seis emoções de realização: prazer, orgulho, raiva, ansiedade, vergonha e tédio. Esperança e desesperança não foram avaliadas porque eram emoções ligadas às questões antes da aprendizagem, e alívio relacionado aos testes foi excluído, porque o orgulho pela realização dos testes era suficiente para saber como os estudantes se sentiram em relação aos exercícios.

Assim como o TIPI, o AEQ foi selecionado por ser um instrumento confiável, que foi validado por seus desenvolvedores. Além disso, trata-se de um questionário elaborado especificamente para coletar informações afetivas de estudantes em contextos de educacionais, e na literatura tem-se relatos sobre o seu uso em diferentes disciplinas e em variados níveis de escolaridade, havendo diversas adaptações. Considerando o perfil heterogêneo dos participantes de MOOCs da plataforma Lúmina, que incluem estudantes do ensino fundamental a pós-graduação, o AEQ apresentou características adequadas para o contexto desta pesquisa de doutorado.

Outro meio de coleta de dados utilizado foi o registro de logs para capturar dados comportamentais referentes aos acessos aos materiais pelos participantes. Essa modalidade de obtenção de dados é conhecida de uma forma geral por “*Web Analytics*” – um recurso que registra diversas atividades referentes ao comportamento dos usuários, permitindo quantificar uma variedade de eventos, e os dados podem ser retornados em forma de tabelas ou gráficos, por exemplo (ROGERS; SHARP; PREECE, 2013). Em razão do contexto educacional, nesta tese é aderido o termo “*learning analytics*”, porque *Web Analytics* é um termo de ampla abrangência.

Os dados dos MOOCs constavam armazenados em tabelas no formato csv (comma separated value). Além dos registros de logs que contabilizam eventos de comportamentos, os fóruns de discussão também foram utilizados como fonte de coleta de dados. Os textos gerados por estudantes em discussões on-line foram utilizados para verificar a existência de emoções de realização presentes nas mensagens postadas.

Adicionalmente, ao final do curso foi disponibilizado um questionário aberto (Apêndice C), constituído de nove questões dissertativas, sendo um recurso complementar para melhor compreender se as emoções e a personalidade influenciaram a conclusão, desistência e desempenho. Este questionário foi implantado ao final do último módulo de cada curso, e não era obrigatório os estudantes responderem.

Desta forma, resumindo os instrumentos, foram aplicados quatro questionários, sendo um de perfil, um para identificar traços de personalidade, um para capturar as emoções de realização no decorrer da aprendizagem e um referente ao questionário aberto. Registros de logs e fóruns de discussão também compuseram o conjunto de instrumentos de coleta de dados.

3.2.3 Análise e Interpretação dos Dados

A análise e interpretação dos dados fundamentaram-se principalmente em métodos quantitativos, o que incluiu os escores alcançados nos questionários TIPI e AEQ, que possibilitaram identificar quais os traços de personalidade e as emoções de realização predominantes.

Os dados do TIPI foram analisados por meio de técnicas de mineração de dados educacionais (clusterização) para extrair os perfis de personalidade dos estudantes. Os dados do AEQ foram examinados mediante análises descritivas. Posteriormente, análises correlacionais do TIPI e AEQ, com as variáveis engajamento e sucesso acadêmico

(desempenho e conclusão) foram feitas. Mineração de texto foi aplicada na análise das respostas do questionário aberto (Apêndice C), e análise de sentimentos nos fóruns de discussões. Na Seção 3.3 há os detalhes para cada um dos procedimentos.

3.2.4 Elaboração do Relatório

No que se refere à produção do relatório indicado como a quarta etapa da pesquisa, as etapas de pré-processamento, mineração de dados e pós-processamento que integram a mineração de dados educacionais prevê a caracterização dos dados, incluindo a descrição de como foram coletados e preparados, bem como os procedimentos de análise, os resultados alcançados e o uso do conhecimento obtido. Nesse contexto, a descrição de cada uma dessas etapas e dos resultados em seções específicas desta Tese pode ser entendida como um relatório.

3.3 PROCEDIMENTOS DE MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS

Nesta pesquisa foram utilizadas técnicas de mineração de dados educacionais em diferentes etapas do estudo. Em todas as situações a ferramenta Rstudio¹¹ foi utilizada. A subseção 3.3.1 descreve a técnica de clusterização para identificar os perfis de personalidade dos estudantes. A subseção 3.3.2 descreve o procedimento de análise do AEQ. A subseção 3.3.3 apresenta o formato das análises de correlações entre variáveis. Na subseção 3.3.4 há os procedimentos da análise de sentimentos nos fóruns, e a subseção 3.3.5 finaliza a configuração metodológica informando os procedimentos de mineração de texto efetuados na análise das respostas do questionário aberto aplicado aos estudantes dos MOOCs. E a seção 3.3.6 faz as considerações a respeito do Capítulo de procedimentos metodológicos.

3.3.1 Identificação dos perfis de personalidade dos estudantes dos MOOCs

Inicialmente os estudantes responderam ao questionário de personalidade TIPI (Anexo B). Para análise das respostas foram descobertos os padrões de características dos estudantes, denominados de “perfis”, utilizando a tarefa de clusterização. O objetivo de utilizar esse procedimento foi caracterizar os participantes conforme as suas personalidades. Para a

¹¹ RStudio - <https://www.rstudio.com/>

geração dos clusters foram seguidas as etapas operacionais do processo de “Descoberta de Conhecimento em Base de Dados” (*Knowledge Discovery in Databases-KDD*), descritas por Goldschmidt, Passos e Bezerra (2015).

O processo KDD apresentado por Goldschmidt, Passos e Bezerra (2015) envolve três etapas fundamentais: **(i) pré-processamento** – direcionada à organização dos dados, e inclui subtarefas voltadas para a seleção dos atributos para análise, limpeza de dados, caso necessário ocorre a exclusão de atributos e valores ausentes, duplicados, ou com erros. O pré-processamento acrescenta ainda ações de codificação que podem ser úteis para a transformação de valores para um formato aceitável para o algoritmo, e considera também a possibilidade de complementar os dados, de modo a adicionar mais informações; **(ii) mineração de dados** – é a etapa com ênfase na seleção da tarefa e o algoritmo é escolhido e executado para cumprir o objetivo da análise e realizar descobertas. **(iii) pós-processamento** – corresponde à apresentação dos resultados alcançados, as interpretações são amparadas por elementos visuais, com indicação do conhecimento colhido a partir dos dados (GOLDSCHMIDT, PASSOS e BEZERRA, 2015).

A identificação dos padrões de características de personalidade dos estudantes foi fundamentada no protocolo KDD de Goldschmidt, Passos e Bezerra (2015). Na etapa de pré-processamento as planilhas de respostas coletadas do TIPI foram exportadas da plataforma. Os atributos de análise corresponderam aos cinco traços de personalidade (extroversão, agradabilidade, abertura à experiência, conscienciosidade e estabilidade emocional). Não foram agregadas outras informações dos estudantes junto aos dados do TIPI. O questionário TIPI implantado nos MOOCs ofereceu as opções de respostas de forma textual (discordo fortemente, discordo moderadamente, discordo um pouco, nem concordo nem discordo, concordo um pouco, concordo moderadamente, concordo fortemente), na etapa de pré-processamento foi feita a conversão dessas respostas para o formato numérico.

Na etapa de mineração de dados, considerando o objetivo de encontrar padrões de características de personalidade utilizou-se a tarefa de clusterização, que corresponde a um método de agrupamento em que os dados que conferem semelhanças são agrupados de acordo com o formato de atuação do algoritmo utilizado (GOLDSCHMIDT; PASSOS; BEZERRA, 2015). Nesse aspecto, a estratégia empregada foi o agrupamento por partição, com o uso do algoritmo K-means. Silva, Peres e Boscaroli (2016) explicam que o algoritmo K-means conduz o particionamento dos dados semelhantes tendo como base os “centroides” que são definidos aleatoriamente. Os centroides são pontos de localização dos dados, a partir desses

pontos, o algoritmo inspeciona os dados e identifica quais apresentam maiores semelhanças aos centroides (SILVA; PERES; BOSCARIOLI, 2016).

De acordo com Silva, Peres e Boscaroli (2016), as semelhanças dependem de medidas de distâncias calculadas entre os centroides e os demais dados. Nesta tese, na etapa de mineração de dados, a distância euclidiana foi o método selecionado. O número de agrupamentos gerados pelo K-means foi determinado automaticamente pelo método “*Within cluster sum of squares*” (WSS) - uma medida de coesão que calcula e reconhece o melhor número de agrupamentos (CHOUHAN; PUROHIT, 2018)

Na etapa de pós-processamento, os clusters foram gerados e foi feita a descrição dos perfis de personalidade capturados pelo algoritmo k-means, disponível na seção de Resultados desta tese.

3.3.2 Análise do AEQ

A análise de respostas do AEQ inicialmente teve o propósito de obter o autorrelato das emoções de realização experimentadas por estudantes dos MOOCs. Desse modo, os dados foram examinados por meio de análise descritiva, quantificando as respostas de cada uma das emoções (prazer, orgulho, raiva, ansiedade, vergonha e tédio), e a exposição e interpretação das respostas considerou a ordem da escala Likert (discordo fortemente, discordo, nem discordo nem concordo, concordo fortemente). Em etapas posteriores o AEQ também foi utilizado nas análises correlacionais, mais detalhes na subseção 3.3.3.

3.3.3 Análise de Correlações entre variáveis

Para análise correlacional¹² foram utilizadas as variáveis traços de personalidade, emoções de realização, engajamento e sucesso acadêmico. Os traços de personalidade referiram-se a extroversão, agradabilidade, abertura à experiência, conscienciosidade e estabilidade emocional, capturados pelo TIPI; as emoções de realização consideraram: prazer, orgulho, raiva, ansiedade, vergonha e tédio, identificadas por meio do AEQ.

O engajamento foi medido pelo total de visualizações de todos os materiais (e.g., vídeos, pdf, slides, fóruns, avaliações). E a variável sucesso acadêmico esteve vinculada a dois atributos: desempenho e conclusão do curso. O desempenho foi mensurado pelas notas.

¹² Regressão foi o método utilizado para descobrir as correlações, com o uso dos valores p (p-value)

Os MOOCs acessibilidade e Neurociência tiveram 3 avaliações objetivas, a soma das notas foi a variável de desempenho. Se em cada uma das avaliações o estudante alcançou a nota mínima igual a 6 significa que o estudante obteve aprovação no curso. O MOOC Produção de Vídeos teve apenas uma avaliação objetiva.

O status de conclusão do curso teve vínculo com as notas, caso os estudantes completassem as avaliações e obtivessem a nota mínima, a configuração dos cursos entende que os estudantes atenderam aos requisitos para receber a certificação que é o indicativo de conclusão. Caso contrário, se o estudante não conseguiu obter nota mínima nas avaliações ou não fizeram as avaliações significa que o curso não foi concluído.

3.3.4 Análise de Sentimentos dos Fóruns de Discussões

A análise de sentimentos nos fóruns foi realizada utilizando uma abordagem fundamentada em dicionário – método em que um dicionário é o recurso de reconhecimento de palavras que expressam sentimentos positivos ou negativos (TAJ; SHAIKH; MEGHJI, 2019). No caso desta tese, um dicionário foi utilizado para identificar palavras referenciadas como emoções de realização presentes nos fóruns dos MOOCs

Para cumprir a análise de sentimentos foi selecionada a configuração metodológica de quatro etapas estabelecida por Nigam e Yadav (2018) em: **(i) definição do dataset** – seleciona e reúne os dados/corpus textuais de análise; **(ii) limpeza/remoção de ruído** – executa-se a limpeza do texto, eliminando por exemplo: símbolos, pontuações, termos irrelevantes; **(iii) análise lexical** – um dicionário contendo palavras indicativas de sentimentos é produzido manualmente, e posteriormente adicionado a ferramenta R; **(iv) classificação dos sentimentos** – a polaridade dos sentimentos é identificada automaticamente com o uso do dicionário.

Na primeira etapa (definição do dataset) foram extraídas as planilhas de postagens dos fóruns dos MOOCs, somente os cursos Acessibilidade e Produção de vídeos tiveram postagens. No MOOC acessibilidade havia dois fóruns: um fórum de atividade para os estudantes postarem uma imagem de sua escolha e descrevê-la como se fosse uma audiodescrição para uma pessoa com deficiência visual; o outro fórum foi disponibilizado para os estudantes livremente compartilharem as suas opiniões a respeito do curso. As postagens dos dois fóruns constavam na mesma planilha em formato csv, somando 1832 postagens.

O MOOC Produção de Vídeos totalizou cinco fóruns, sendo 4 fóruns de atividades em que os estudantes postavam seus roteiros de produção de vídeo e compartilhavam suas experiências sobre como se sentiram em suas primeiras gravações, e um fórum final caso desejassem apresentarem opiniões a respeito do curso. A planilha extraída da plataforma armazena as postagens de todos os fóruns em arquivo único, totalizando 1973 postagens.

Para a segunda etapa (limpeza/remoção de ruído), foram removidos pontuações, números, palavras irrelevantes, e feita a conversão do texto para minúsculo. Todos os procedimentos foram feitos com o uso da ferramenta Rstudio.

Na terceira etapa (análise lexical) foi criado um dicionário customizado para o português¹³ que teve como entrada os termos de emoções de realização do “*Achievement Emotions Adjective List*” (AEAL) – Lista de Adjetivos de Emoções de Realização (Anexo D), desenvolvida por Raccanello *et al.* (2021). O dicionário customizado (Apêndice B) recebeu os 30 termos do AEAL (Anexo D), e a classe correspondente (emoções positivas ativadoras, emoções positivas desativadoras, emoções negativas ativadoras, emoções negativas desativadoras).

O AEAL é composto por 30 adjetivos ligados a 10 emoções de realização (Raccanello *et al.*, 2021). De acordo com Raccanello *et al.* (2021, p. 3) as 10 emoções de realização foram classificadas das seguintes maneiras: “emoções positivas ativadoras (prazer, orgulho, esperança); emoções positivas desativadoras (alívio, relaxamento); emoções negativas ativadoras (ansiedade, raiva, vergonha), emoções negativas desativadoras (desesperança, tédio)”.

Raccanello *et al.* (2021) informaram que a definição dos 30 adjetivos do AEAL que integram cada uma das classes de emoções de realização foi feita por dois profissionais da área de psicologia, esse foi um dos critérios relevantes para a escolha de utilizar o AEAL como dicionário. Raccanello *et al.* (2021) também mencionaram que os termos do AEAL são uma extensão do AEQ, incorporando um número maior de termos reconhecidos como emoções de realização, sendo este outro critério determinante para a seleção do AEAL.

Na quarta etapa (classificação dos sentimentos) – os termos contidos no AEAL foram procurados nos fóruns e identificada a frequência com que ocorrem nas postagens dos fóruns. Cada palavra correspondente a uma emoção de realização localizada nos fóruns dos MOOCs, o dicionário marcou a sua polaridade, conforme as denominações de Pekrun *et al.* (2017): emoções positivas ativadoras (PAT), emoções positivas desativadoras (PDT), emoções

¹³ A customização/tradução dos termos do AEAL foi feita pela autora da Tese

negativas ativadoras (NAT), emoções negativas desativadoras (NDT). Posteriormente, foram gerados os gráficos com os totais de palavras de emoções de realização localizadas nos fóruns e a sua polaridade referenciada pela ativação e desativação.

3.3.5 Análise do Questionário de Respostas Dissertativas

A análise das respostas do questionário aberto (Apêndice C) com os estudantes dos três MOOCs ocorreu por meio do uso de técnicas de mineração de texto. Para essa finalidade, foi utilizado um método que integra mineração de textos em análises qualitativas de respostas dissertativas, desenvolvido por Rasid *et al.* (2017), chamado “*Qualitative Data Analytics Framework*” (QDAF). A análise é quantitativa na medida que o algoritmo contabiliza os termos mais frequentes nas respostas, e qualitativa quanto a tarefa do pesquisador de esclarecer o contexto das frases em que os termos frequentes aparecem.

Quatro etapas estão incorporadas ao QDAF, conforme esclarecido por Rasid *et al.* (2017): (i) definição do conjunto de dados - correspondente às respostas obtidas de questionários abertos; (ii) pré-processamento – focalizada no ajuste dos dados, incluindo as ações de descartar pontuações, números, símbolos e palavras que não atribuem utilidade à análise, e realização da conversão dos termos para minúsculo; (iii) mineração de texto - etapa em que a análise se efetiva, obtendo os termos mais frequentes, e pode-se acrescentar outros métodos; (iv) visualização – origina os gráficos que compilam os resultados, oferecendo assistência à interpretação do pesquisador.

Aderindo aos estágios do QDAF, propostos por Rasid *et al.* (2017), para a primeira etapa (definição do conjunto de dados) exportou-se as planilhas com as respostas do questionário aberto diretamente da plataforma. As respostas dos estudantes dos três MOOCs foram reunidas em uma única planilha. Nas etapas seguintes foi utilizada a ferramenta Rstudio. Para a segunda etapa (pré-processamento) efetuou-se a adequação dos dados, que se ocupou em desempenhar a “limpeza”, conduzindo as exclusões previstas de informações desnecessárias. Na terceira etapa a mineração de texto foi cumprida, reconhecendo de forma automatizada os termos mais frequentes mencionados nas respostas ao questionário aberto. Para a quarta etapa (visualização), as figuras com os termos mais frequentes foram produzidas e exportadas da ferramenta e são compartilhadas na seção de resultados, amparando a análise.

É importante ressaltar que o processo de mineração de texto não é totalmente automatizado, pois as nuances envolvendo significados e contextos não são apreendidas pelo algoritmo. Ele por exemplo, não identifica palavras similares, sendo necessária configurar

padrões para uma palavra. Por exemplo: se o texto contém o segmento “aulas muito boas” ou “o conteúdo foi muito bem explicado” ou “o material é muito bom”, os termos “boas”, “bem” e “bom” são contabilizados separadamente. Para evitar isso, é preciso indicar grupos de palavras equivalentes.

Os MOOCs guardam um grande repertório de dados, nesse sentido, a decisão de utilizar mineração texto nas análises de respostas do questionário aberto esteve relacionada ao apoio que as técnicas oferecem ao tratamento de informações textuais e às diversas vantagens oferecidas, por exemplo: (i) captura dos termos mais mencionados por estudantes; (ii) estabelecimento de padronizações, atribuindo um único significado a palavras sinônimas ou escritas de maneiras diferentes, por exemplo: uso de abreviações, termos com e sem acentuação; (iii) preserva as informações mais relevantes; (iv) não se resume somente aos dados quantitativos, há a etapa qualitativa em que o sentido associado a cada palavra frequente é esclarecido pela observação do pesquisador; (v) ganho de tempo e de qualidade na tarefa de tratamento de muitos dados.

3.3.6 Considerações dos Procedimentos Metodológicos

Este Capítulo teve o propósito de caracterizar a pesquisa, descrevendo-a como um estudo de casos múltiplos, de três MOOCs. Foram apresentados os diferentes instrumentos de coleta de dados (questionários de perfil, de personalidade, de emoções de realização, questionário aberto, logs e fóruns). Por último, foram esclarecidos os métodos de análise de dados. Esses métodos baseiam-se em técnicas de mineração de dados, mineração de texto e análise de sentimentos. São majoritariamente quantitativos, contudo, há uma exceção, em que o questionário de respostas dissertativas foi analisado de formas quantitativa e qualitativa. A escolha metodológica teve respaldo na literatura, e considerou a viabilidade e confiabilidade. No próximo Capítulo os resultados de cada análise são apresentados.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os resultados desta tese foram distribuídos em cinco seções, iniciando pela apresentação dos traços de personalidade dos estudantes (Seção 4.1). Em seguida, são descritas as emoções de realização autorrelatadas nos MOOCs, registradas por meio do AEQ (Seção 4.2). Na sequência, estão os resultados das correlações entre as variáveis de análise (Seção 4.3). Os achados da análise de sentimentos nos fóruns constam na Seção 4.4. A Seção 4.5 expõe os resultados dos dados do questionário aberto aplicado aos estudantes dos três MOOCs. Por último, a Seção 4.6 faz as considerações do Capítulo. Cada curso foi analisado separadamente em razão das áreas diferenciadas, e para saber se os resultados diferem em cada MOOC. Apenas o questionário aberto reuniu as respostas dos três cursos.

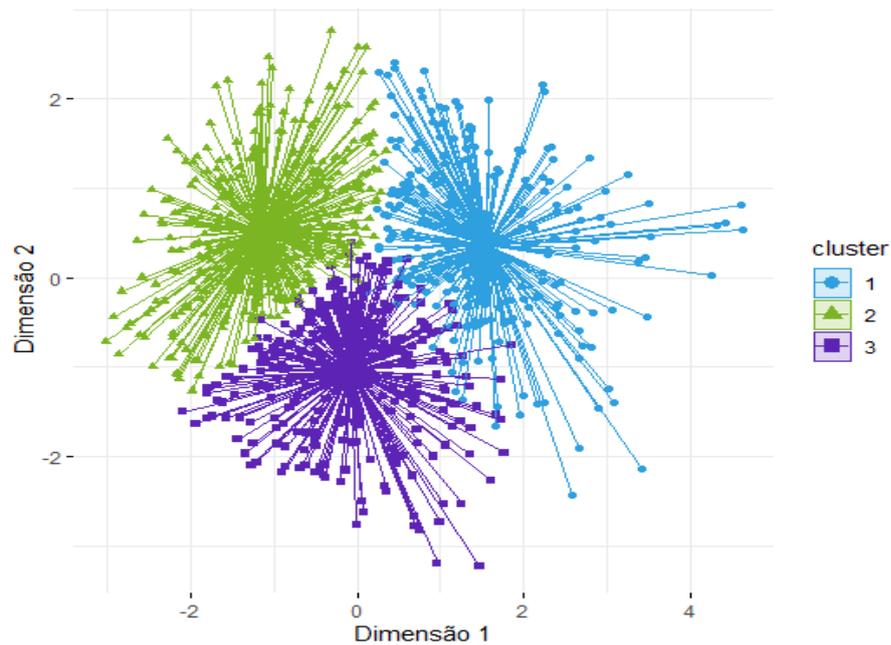
4.1 PERFIL DE PERSONALIDADE DOS ESTUDANTES

Os cinco traços de personalidade (extroversão, agradabilidade, abertura à experiência, conscienciosidade e estabilidade emocional) foram instituídos como os “antecedentes” de aprendizagem, pois são atributos designados à caracterização dos estudantes. Nesta linha, agrupamentos (clusters) foram produzidos com a utilização do algoritmo KMeans com a finalidade de descrever os perfis de personalidade dos inscritos dos MOOCs.

Os clusters foram um meio de capturar semelhanças entre os estudantes dos MOOCs, e conhecê-los conforme os seus autorrelatos de traços de personalidade. A Figura 4 exibe os agrupamentos de perfis de personalidade dos estudantes do MOOC Acessibilidade, que tinha 1041 (mil e quarenta e um) estudantes que responderam ao TIPI.

A Figura 4 mostra os “perfis” identificados pelo algoritmo de agrupamento, que teve como fonte de dados as respostas do TIPI. De forma resumida, o algoritmo opera da seguinte forma: para cada traço de personalidade os estudantes atribuíram pontuações para a escala Likert, e o algoritmo agrupou estudantes com pontuações similares. Às características dos estudantes que pertencem a cada grupo foram denominados “perfis” de personalidade. A quantidade de grupos foi definida por um parâmetro *Within cluster sum of squares* (WSS) - uma medida de coesão que calcula e reconhece o melhor número de agrupamentos (CHOUHAN; PUROHIT, 2018).

Figura 4 – Clusters de perfis de personalidade dos estudantes do MOOC Acessibilidade



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Na Figura 4, é possível ver que os eixos não correspondem aos nomes dos perfis, e sim aos rótulos “Dimensão 1” e “Dimensão 2”. O motivo é que uma grande quantidade de variáveis foi usada pelo algoritmo para encontrar os agrupamentos, de forma que não seria possível representar todas elas em um gráfico com dois eixos. Uma das soluções visuais para este problema de representação é usar uma Análise de Componentes Principais para encontrar variáveis auxiliares que “resumam” as demais, gerando uma representação compreensível. Como em qualquer processo de redução de dimensões, há perda de dados. Contudo, acredita-se que os benefícios excedam os custos.

O primeiro cluster (cor azul) reuniu 314 estudantes. Esses estudantes tiveram em comum pontuações medianas para os atributos agradabilidade e conscienciosidade. Desta maneira, são estudantes com comportamentos agradáveis, com um nível equilibrado de responsabilidade e organização nos estudos. Por outro lado, registraram imparcialidade em relação aos atributos abertura à experiência, estabilidade emocional e extroversão.

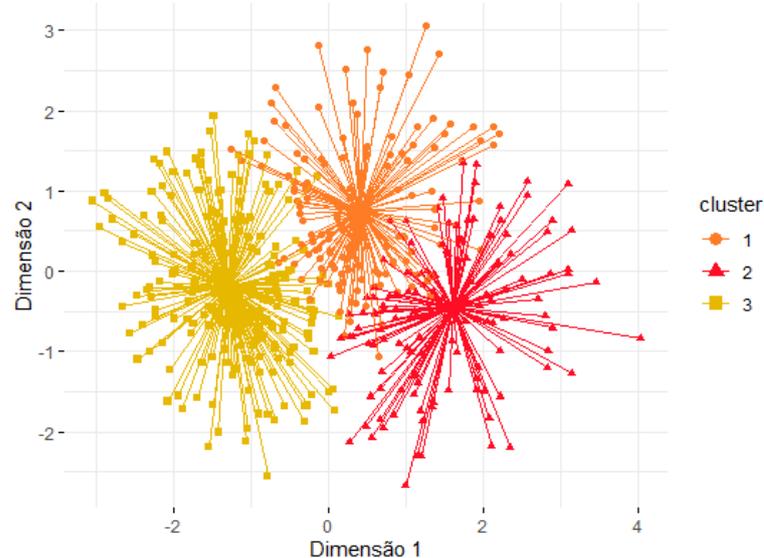
O segundo cluster (cor verde) agrupou 411 pessoas. São estudantes que acumularam pontuações altas para agradabilidade, conscienciosidade e abertura à experiência. Tratam-se de características positivas que determinam posturas de maior dedicação, envolvimento e busca por novos conhecimentos. Esses estudantes também se consideram estáveis emocionalmente, em contrapartida registraram pontuação menor para extroversão.

O terceiro cluster (cor roxa) foi composto por 316 estudantes. Nesse grupo os atributos destaques foram a alta pontuação para a abertura a experiência, e características moderadas nos quesitos agradabilidade, extroversão e conscienciosidade, e demonstraram neutralidade no aspecto estabilidade emocional.

Os resultados do MOOC sobre Acessibilidade mostraram que nos três grupos tiveram estudantes com qualidades associadas à conscienciosidade, referenciando comportamentos de autodisciplina e organização. Esse achado sugere que o MOOC sobre Acessibilidade atraiu estudantes com habilidades para autoaprendizagem. As diferenças residem principalmente nos valores mais altos para o segundo cluster. Outra observação revelou que a extroversão foi mais evidenciada no terceiro cluster.

Na Figura 5 constam os agrupamentos dos perfis de personalidade dos estudantes do MOOC Neurociência. O total de 548 (quinhentos e quarenta e oito) estudantes completaram o TIPI. Nesta figura foram utilizadas outras cores para diferenciar os MOOCs.

Figura 5 – Clusters de personalidade dos estudantes do MOOC Neurociência



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

O MOOC Neurociência também obteve três agrupamentos. O primeiro cluster (cor laranja) foi constituído por 153 (cento e cinquenta e três) estudantes. São estudantes que se consideram pouco extrovertidos e com baixa estabilidade emocional. Porém, registraram pontuações medianas para agradabilidade, conscienciosidade, e abertura a experiência. Esses estudantes podem ser classificados como “regulares”, apresentando um nível moderado de autodisciplina e de apreciação por novos conhecimentos.

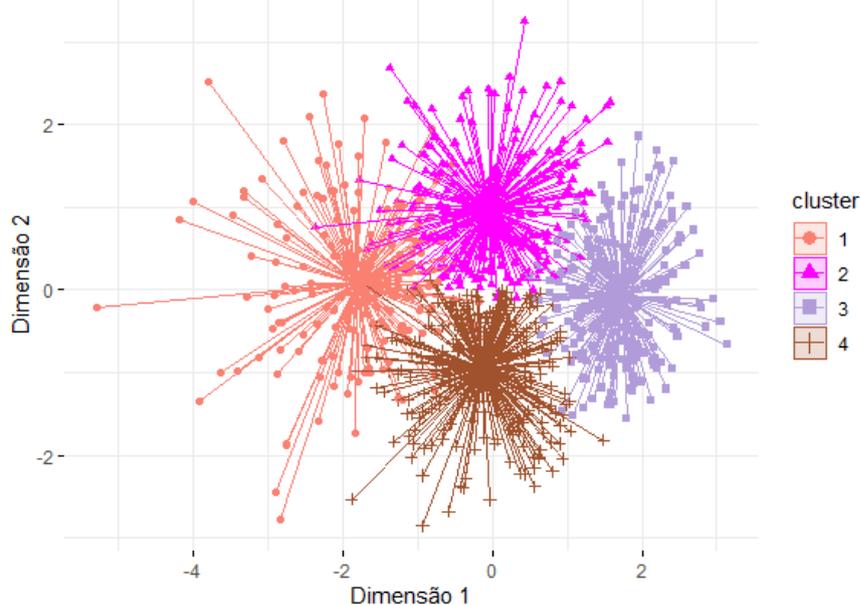
Na Figura 5, o segundo cluster (cor vermelha) acomodou 154 (cento e cinquenta e quatro) estudantes. Notou-se que o segundo cluster diferiu do primeiro apenas em relação a dois traços de personalidade: pontuação alta para abertura a experiência e mediana para extroversão. Desta maneira, são estudantes que apresentam maior apreciação por obter novos conhecimentos, e se julgam moderadamente extrovertidos.

O terceiro cluster (cor amarela) teve maior número de integrantes, sendo 241 (duzentos e quarenta e um) estudantes. Esse grupo registrou maiores pontuações para atributos positivos. São estudantes estáveis emocionalmente, os quais se declararam muito agradáveis, extremamente autodisciplinados, e interessados em novas experiências.

As descobertas referentes aos perfis de personalidade dos estudantes do MOOC Neurociência apontaram que nos dois primeiros clusters tiveram estudantes instáveis emocionalmente, contudo apresentaram traços indicativos de comportamentos equilibrados no que se refere à organização e responsabilidade com os estudos. No terceiro cluster, os estudantes exibiram qualidades mais acentuadas, registrando maior desejo por novos conhecimentos, e pontuação superior para conscienciosidade sugerindo que são estudantes muito organizados e com bons hábitos de estudos.

No MOOC “Como Produzir Vídeos com Celulares e Tablets”, o questionário TIPI recebeu 941 (novecentos e quarenta e uma) respostas. A Figura 6 mostra os quatro agrupamentos produzidos pelo K-means.

Figura 6 – Clusters da personalidade dos estudantes do MOOC produção de vídeos



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Na Figura 6, o primeiro cluster (cor salmão) teve 199 estudantes. As pontuações sinalizaram que são perfis moderadamente agradáveis, e parcialmente abertos a novas experiências e igualmente para a conscienciosidade, e com pontuações menores para estabilidade emocional e extroversão. Desta maneira, são estudantes que possuem certo interesse em novos conhecimentos, tem compromisso com os estudos, e apresentaram valores sugestivos de instabilidade emocional e pouca extroversão.

O segundo cluster (cor rosa) incluiu 248 (duzentos e quarenta e oito) pessoas. São estudantes que se julgam agradáveis, organizados/autodisciplinados e abertos a novas experiências. São moderadamente estáveis emocionalmente, e na dimensão negativa assinalaram números baixos para extroversão, indicando que se encaixam no perfil reservado.

O terceiro cluster (cor lilás) teve 233 (duzentos e trinta e três) estudantes. Esse grupo juntou perfis com pontuações altas para agradabilidade, conscienciosidade, estabilidade emocional e abertura a experiência, e são extrovertidos em um nível moderado.

O quarto e último cluster (cor marrom) comportou 261 (duzentos e sessenta e um) estudantes. Esse grupo teve uma variação de pontuações para os diferentes atributos. Os valores para conscienciosidade e abertura a experiência foram altos; houve pontuações baixas para estabilidade emocional, e valores medianos para agradabilidade e extroversão. Esse resultado sugere que são estudantes que gostam de novos conhecimentos e se empenham nos estudos, porém são instáveis emocionalmente.

Os resultados dos perfis de personalidade dos estudantes do MOOC com o tema produção de vídeos revelaram que no terceiro cluster estão os estudantes com as pontuações mais altas para traços positivos. Notou-se também que em todos os clusters há indicativos de características favoráveis para o comprometimento com os estudos, sendo mais intensas para alguns perfis e moderadas para outros, e os pontos em que se nota mais diferenças correspondem à extroversão e estabilidade emocional.

4.2 ANÁLISE DESCRITIVA DAS EMOÇÕES DE REALIZAÇÃO DOS ESTUDANTES DOS MOOCS

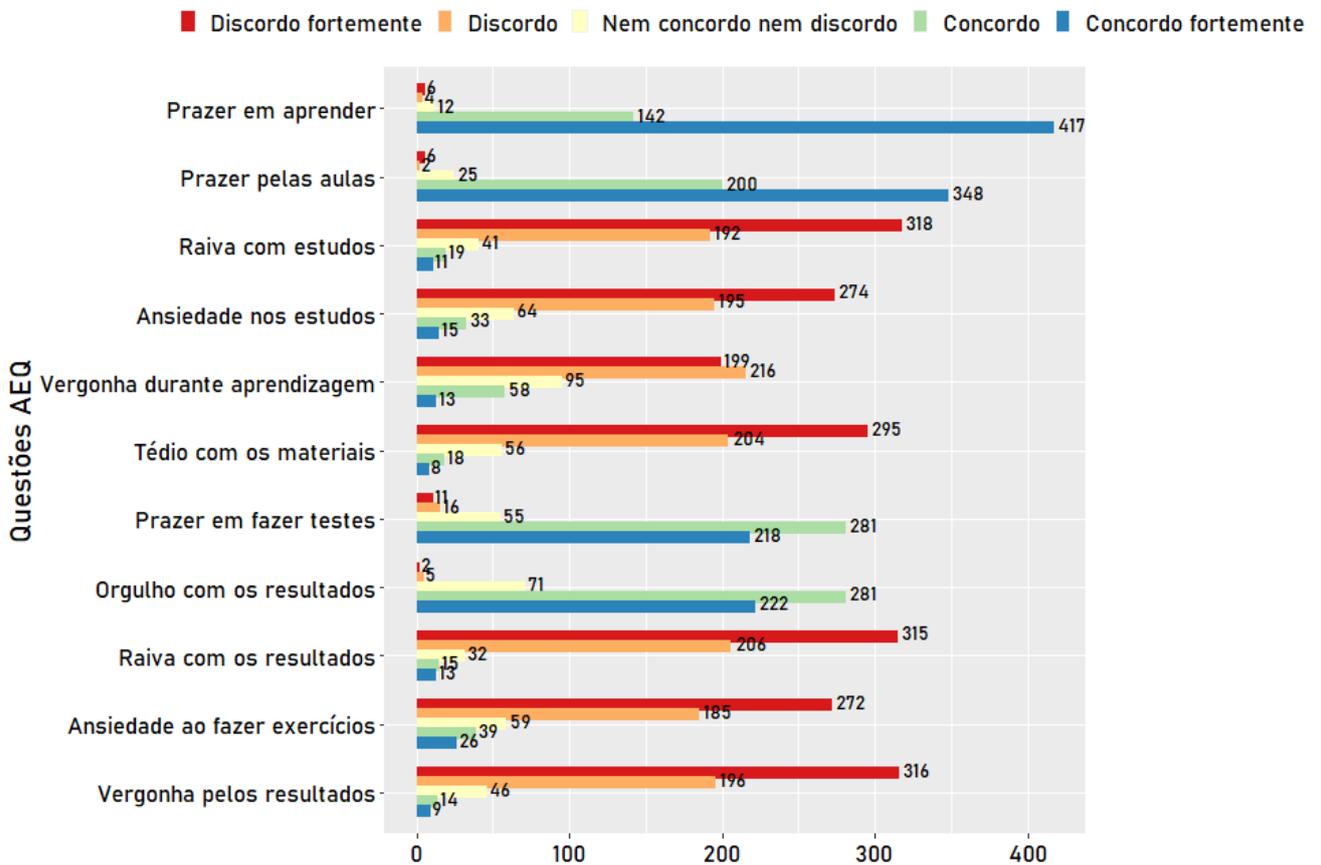
Esta seção teve como foco descrever as respostas coletadas a partir do AEQ. Primeiro expõe-se os resultados das emoções de realização autorrelatadas no MOOC Acessibilidade. Na sequência consta o autorrelato por estudantes do MOOC Neurociência e, posteriormente, os achados do AEQ para o MOOC com o tema produção de vídeos.

Ao participar dos MOOCs os estudantes tiveram a possibilidade de relatar os seus estados afetivos. No curso sobre Acessibilidade, 581 (quinhentos e oitenta e um) estudantes submeteram respostas ao AEQ. A Figura 7 apresenta as respostas dos estudantes em relação às onze questões. A escala de cinco pontos compreendeu as opções “discordo fortemente” a “concordo fortemente”, sendo adotada essa linha de leitura para interpretação das respostas.

Onze questões foram selecionadas do AEQ: **Q1**- Eu gosto de adquirir novos conhecimentos; **Q2**- Eu gostei dos materiais/aulas on-line; **Q3**- Estudar me deixou irritado(a); **Q4**- Me senti tenso(a) e nervoso(a) enquanto aprendia/estudava; **Q5**- Senti vergonha por não ter absorvido os detalhes mais simples; **Q6**- Os materiais me deixaram entediado/aborrecido; **Q7**- Para mim, os exercícios/testes são um desafio agradável; **Q8**- Me senti orgulhoso(a) de quão bem eu dominei os exercícios; **Q9**- Me senti bastante irritado(a) com os resultados dos exercícios; **Q10**- Me senti apavorado(a) ao realizar um exercício/teste avaliativo; **Q11**- Sinto-me envergonhado(a) com os resultados dos exercícios. Na Figura 7, cada uma dessas questões foi referenciada pelo nome da emoção, por exemplo: a Q1 é referenciada como “Prazer em aprender”. Essa associação é feita pelos autores do questionário AEQ.

As Figuras com as respostas dos estudantes seguiram à sequência do AEQ, constituída de três momentos: antes, durante e após o aprendizado. O prazer em aprender é a única que mensura a emoção antes do aprendizado. Na sequência (prazer pelas aulas, raiva com os estudos, ansiedade nos estudos, vergonha durante a aprendizagem e tédio) são emoções vivenciadas durante a aprendizagem. E as emoções posteriores vinculadas aos testes/resultados são emoções pós-aprendizagem.

Figura 7 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC Acessibilidade

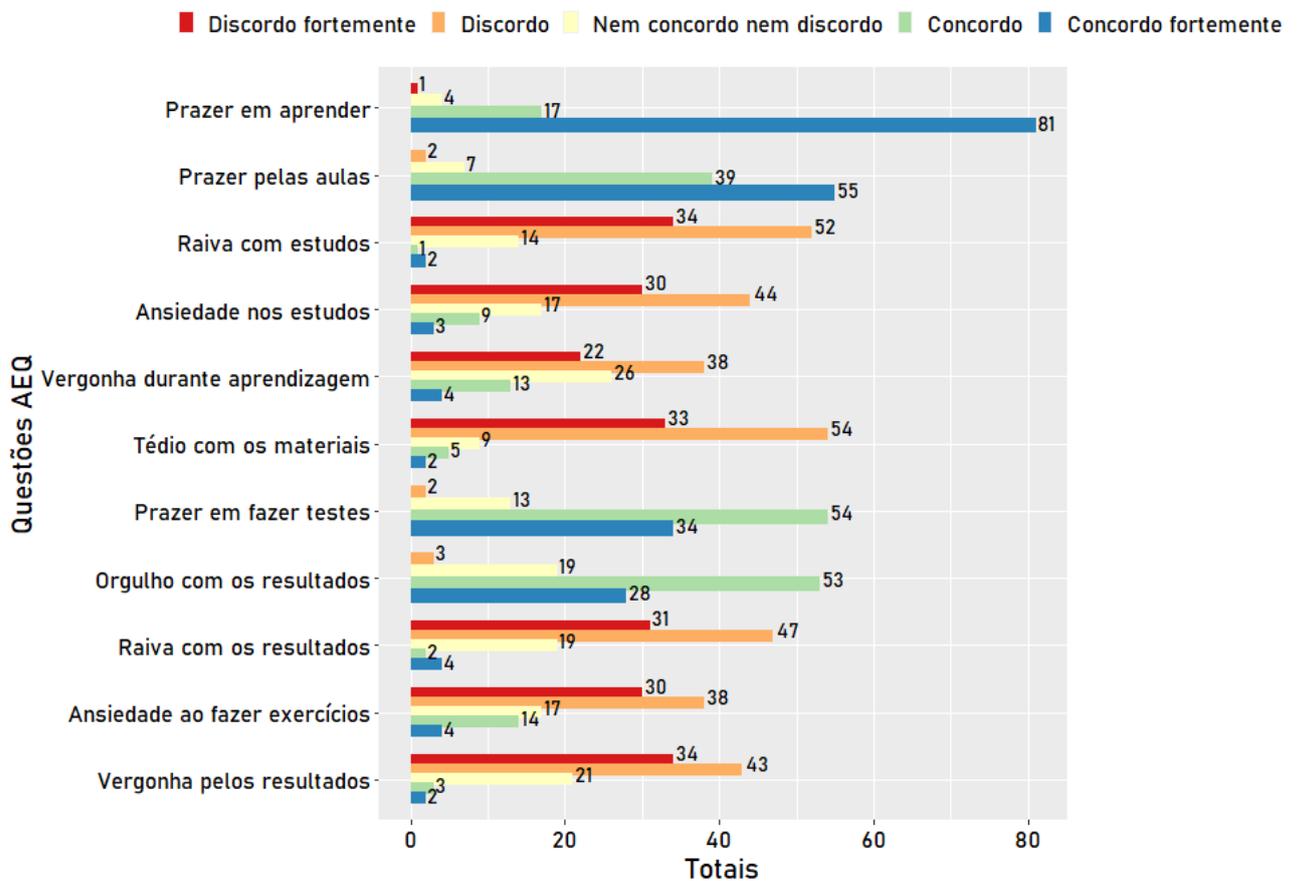


Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Sumarizando os resultados da Figura 7, a maioria dos estudantes do MOOC sobre Acessibilidade relatou experiência afetiva positiva, pois, como corroborou a análise de clusters, apresentada anteriormente, os estudantes deste curso são pessoas que têm prazer em estudar. A maioria expressou prazer pelos materiais e aulas, uma vez que muitos estudantes registraram ter gostado desses elementos. Os percentuais para estados afetivos negativos foram baixos, sugerindo que os estudantes tiveram uma boa experiência afetiva no curso. A vergonha por não ter absorvido os detalhes dos conteúdos foi o estado afetivo que registrou percentual (10%) um pouco maior em comparação aos outros estados afetivos negativos. Esse ponto é relevante pois ressalta a incompreensão dos conteúdos como um fator que pode prejudicar a aprendizagem.

No MOOC Neurociência 103 estudantes contaram a sua experiência afetiva por meio do AEQ. A Figura 8 mostra o gráfico de respostas.

Figura 8 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC Neurociência

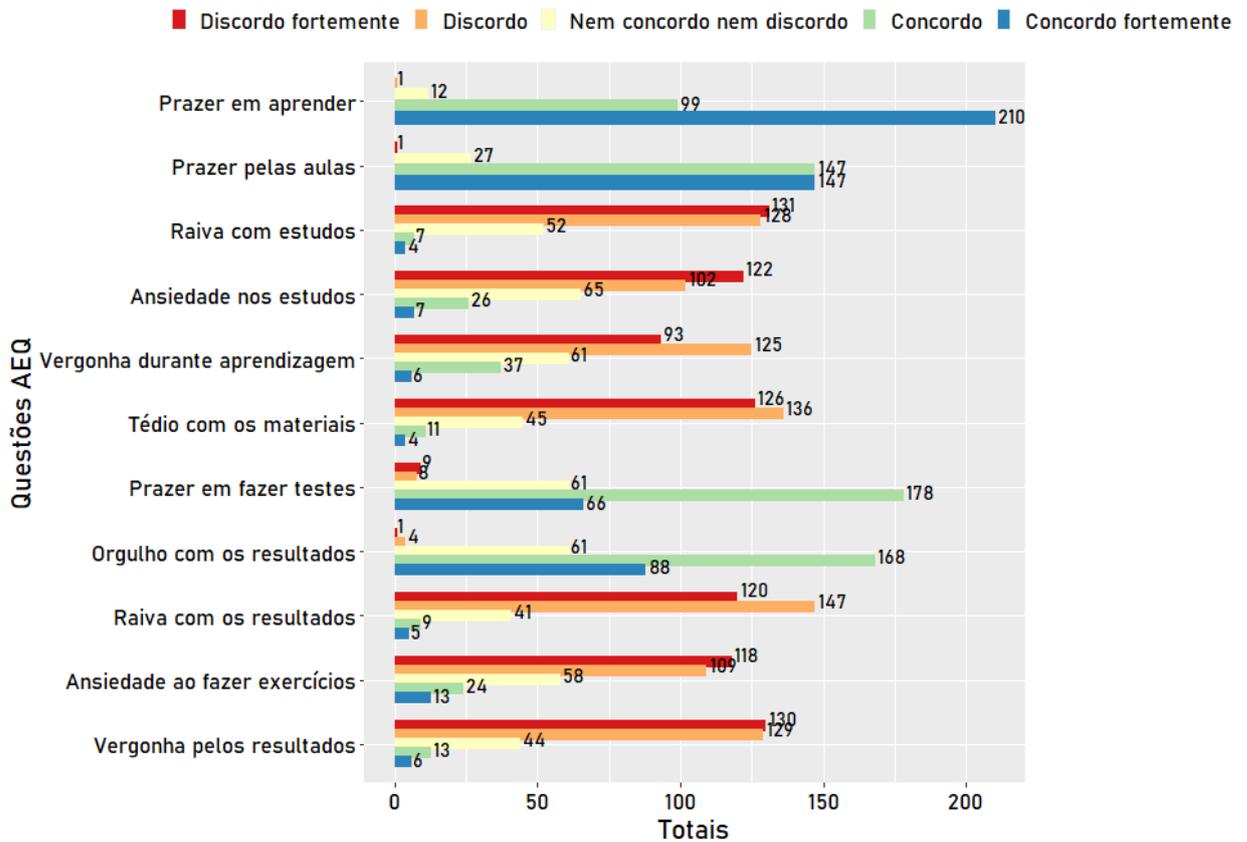


Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Os principais resultados expostos na Figura 8 mostram que no MOOC Neurociência os participantes experimentaram alguns estados afetivos positivos de forma mais intensa, demonstrando que são estudantes que tem muito prazer nos estudos e em realizar avaliações, com alta apreciação/gosto pelos materiais e aulas. O orgulho pelo desempenho foi experimentado por muitas pessoas. Poucas pessoas sentiram irritação e tédio no percurso de aprendizado; e para algumas pessoas a ansiedade se fez presente nos momentos de estudos e ao realizar testes. Houve um número significativo de opiniões neutras no que se refere ao sentimento de vergonha por não compreender os conteúdos, e vergonha com os resultados obtidos.

O MOOC “Produção de Vídeos com Celulares e Tablets” recebeu 322 (trezentos e vinte e duas) respostas para o AEQ. Na Figura 9 constam as respostas para cada questão.

Figura 9 – Respostas do AEQ por estudantes do MOOC produção de vídeos
MOOC Produção de Vídeos



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Recolhendo os resultados mais notáveis do AEQ, presentes na Figura 9, no MOOC sobre produção de vídeos, muitos estudantes manifestaram prazer em aprender e em realizar as avaliações (testes de desempenho), demonstraram apreciação pelos materiais e aulas do curso, e sentiram-se orgulhosos pelo desempenho obtido nos testes. Durante os momentos de estudos no MOOC, poucos estudantes sentiram raiva, ansiedade e tédio; por outro lado registrou-se um número expressivo de opiniões neutras para esses pontos, denotando imparcialidade. Embora a maioria não tenha expressado ansiedade, houve alguns casos de estudantes ansiosos na amostra. No geral, os estudantes compreenderam bem os conteúdos, com poucos registros de “vergonha” pela incompreensão dos detalhes mais simples das aulas e pelos resultados obtidos nos exercícios.

4.3 ANÁLISES CORRELACIONAIS

Após o reconhecimento das características de personalidade e das emoções de realização dos estudantes dos três MOOCs, algumas análises correlacionais foram

conduzidas. Na Seção 4.3.1 foi investigado se os traços de personalidade geraram efeitos no engajamento dos estudantes. Na Seção 4.3.2 foi examinado se a personalidade influenciou o sucesso acadêmico (desempenho e conclusão). Na Seção 4.3.3 foi analisado se a personalidade teve impacto na experiência afetiva (emoções de realização autorrelatadas), e na Seção 4.3.4 foi investigada a participação das emoções no sucesso acadêmico.

4.3.1 CORRELAÇÃO TIPI E ENGAJAMENTO

Nesta pesquisa foram feitas algumas análises correlacionais do TIPI com as variáveis (engajamento, sucesso acadêmico, emoções de realização). Para as análises estatísticas foram utilizadas as respostas do TIPI e não os perfis gerados pelos clusters, pois os grupos identificados não foram preditores do engajamento e do sucesso acadêmico.

Iniciando pela variável engajamento, que teve como métrica os totais de interações acumulados nos cursos, sendo o resultado da soma de todas as visualizações dos materiais pelos estudantes. Foi considerado o engajamento somente dos estudantes que responderam ao TIPI. Na Tabela 5, encontram-se os valores de p das correlações para cada um dos traços de personalidade dos estudantes dos MOOCs. Nas tabelas os traços de personalidade receberam abreviações (Agr – agradabilidade; Cons – conscienciosidade; Est – estabilidade emocional; Abr – abertura a experiência; Ext – extroversão).

Tabela 5 – Correlação TIPI e Engajamento.

Engajamento nos MOOCs	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
Acessibilidade	0.03*	0.38	0.55	0.93	0.87
Neurociência	0.124	0.440	0.029*	0.048*	0.946
Produção de Vídeos	0.15	0.42	0.84	0.86	0.30

*' p<0.05

Fonte: Autoria própria

No MOOC sobre Acessibilidade, o engajamento de estudantes apresentou correlação fraca com agradabilidade. Estudantes com pontuações baixas para o traço agradabilidade foram mais engajados do que os estudantes altamente agradáveis. Os demais traços de personalidade não apresentaram nenhuma correlação com o engajamento. Quando os estudantes registram escores baixos para agradabilidade, no lado oposto do TIPI, tiveram pontuações moderadas e altas para a característica Crítico/briguento (conforme a resposta para

a característica inversa do TIPI). À vista disso, os estudantes críticos foram mais engajados, enquanto os estudantes muito agradáveis exploraram menos os materiais.

Conforme mencionado por Mammadov (2021), encontrar correlações com agradabilidade é menos frequente em contextos educacionais, as suas descobertas mostraram que quando acontece as associações com agradabilidade geralmente envolve estudantes do ensino fundamental e médio. No caso do MOOC com o tema Acessibilidade, o público é misto e a maioria são estudantes que estão cursando a graduação, a agradabilidade foi o único traço que correlacionou com engajamento.

No MOOC Neurociência o engajamento correlacionou fracamente com a estabilidade emocional e abertura a experiência. Estudantes com pontuações baixas para estabilidade emocional tiveram menor engajamento no curso do que os estudantes considerados estáveis emocionalmente. Além disso, estudantes com pontuação alta para abertura a experiência tiveram maior engajamento, enquanto estudantes com pontuações baixas para abertura a experiência foram menos engajados. Ainda que a correlação tenha sido fraca esse resultado mostrou que a estabilidade emocional e a abertura a experiência colaboraram para o engajamento. No MOOC produção de vídeos nenhuma correlação foi encontrada.

No MOOC neurociência estudantes instáveis emocionalmente que são mais propensos a emoções negativas foram desengajados, esse achado se alinha com as perspectivas de Pekrun *et al.* (2017), os quais mencionam que emoções negativas podem levar os estudantes a se envolverem menos nas tarefas. Rothkrantz, (2017) também confirma que emoções negativas reduz engajamento, motivação e atenção de estudantes. Os estudantes que pontuaram alto para estabilidade emocional foram mais engajados, esse ponto pode ser justificado pelo fato de serem menos suscetíveis a emoções negativas.

A abertura a experiência foi outro traço que também influenciou o engajamento no MOOC com tema Neurociência, essa descoberta foi semelhante ao estudo de Bakker, Vergel e Kuntze (2015) que também encontraram correlação entre pontuação alta em abertura a experiência e o engajamento de estudantes. No MOOC Neurociência, estudantes que tinham pouca abertura à experiência tiveram engajamento menor, enquanto a pontuação alta refletiu maior engajamento.

Chen *et al.* (2016) detectaram correlações significativas do engajamento com a conscienciosidade e a abertura a experiência de estudantes de um MOOC. Nesta tese, a abertura à experiência mostrou correlação fraca com engajamento, apenas para o MOOC Neurociência. Contudo, cabe observar que Chen *et al.* (2016) mensuraram o engajamento de maneira diferente (e.g. tempo gasto em vídeos, total de vídeos saltados, dentre outros

atributos). Com essas observações cabe destacar que o formato de medir o engajamento pode impactar nos resultados das correlações.

No MOOC sobre produção de vídeos, por exemplo, nenhuma correlação foi encontrada com o engajamento comportamental, resultado semelhante aconteceu no estudo de Wardhana e Sandiwarno (2019). Esse resultado revela que a variável “número de interações” como medida de engajamento foi insuficiente para o curso da plataforma Lúmina.

4.3.2 CORRELAÇÃO ENTRE TIPI E SUCESSO

O sucesso foi mensurado por duas variáveis: desempenho correspondente às notas dos estudantes e o status de conclusão dos cursos. Na Tabela 6 constam os valores de p para as correlações do TIPI com as notas.

Tabela 6 – Correlação TIPI e notas.

MOOC	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
Acessibilidade	0.0028**	0.1762	0.2819	0.1378	0.5548
Neurociência	0.84	0.65	0.38	0.46	0.26
Produção de Vídeos	0.99	0.49	0.39	0.15	0.64

*** p<0.01

Fonte: Autoria própria

No MOOC sobre Acessibilidade, somente a agradabilidade se correlacionou fracamente com as notas, quanto aos demais traços de personalidade nenhuma correlação foi encontrada. Nos cursos Neurociência e Produção de vídeos nenhuma correlação foi observada.

No MOOC sobre Acessibilidade, os estudantes com pontuações medianas e altas para agradabilidade, os quais completaram as três avaliações, acumularam notas boas. Embora tivesse estudantes com pontuação baixa para agradabilidade que conseguiram bom desempenho, os estudantes agradáveis eram mais numerosos, o que contribuiu para associação entre a agradabilidade e desempenho.

Jensen (2015) afirmou no seu estudo que é menos frequente encontrar correlação entre agradabilidade e desempenho, e quando a correlação existe costuma ser fraca. No MOOC Acessibilidade os resultados se alinham com os pressupostos de Jensen (2015). Contudo, nos MOOCs Neurociência e Produção de vídeos nenhuma correlação foi observada.

No MOOC Neurociência e Produção de Vídeos, muitos estudantes que responderam ao TIPI não fizeram todas as avaliações, e aqueles com pontuações medianas e altas para os cinco traços de personalidade que completaram todas as avaliações tiveram notas variadas, o que justifica a ausência de correlações.

Hanzaki e Epp (2018) descobriram que olhar para as notas isoladamente pode não ser favorável para encontrar efeitos dos cinco traços de personalidade no desempenho. Considerando que os MOOCs Neurociência e Produção de vídeos não apontaram nenhuma correlação entre o TIPI e o Desempenho, os achados desta tese concordam com as observações de Hanzaki e Epp (2018).

Alguns estudos como Moreira, Pedras e Pombo (2020) e Mammadov (2021) informam que a conscienciosidade é o traço de personalidade em que há maior registros de correlação com o desempenho. Nos MOOCs não foi observado nenhum efeito da conscienciosidade no desempenho. Contudo, cabe observar que estudos que encontraram essas correlações foram efetuados em contextos de ensino e aprendizagem convencional, na modalidade on-line, como é o caso dos MOOCs existem poucas pesquisas.

A pesquisa de Zhou (2015) foi guiada pela hipótese de que agradabilidade, conscienciosidade e abertura a experiência seriam indicadores positivos de desempenho acadêmico de alunos do ensino fundamental. Os resultados apontaram que agradabilidade e conscienciosidade influenciaram significativamente o desempenho somente quando autodeterminação e motivação foram incluídas como variáveis “moderadoras”.

Esses resultados mostram que a variável notas, quando observada isoladamente enquanto determinantes de desempenho, não é eficiente para definir correlações entre personalidade e desempenho, havendo a necessidade de operacionalizar outros elementos como foi feito por Zhou (2015).

O status de conclusão dos MOOCs também foi uma métrica de sucesso acadêmico, se o estudante concluiu o curso compreende-se que ele foi bem-sucedido. Nos casos em que não ocorreu a conclusão do curso o status recebeu o valor “0”, e quando o curso foi completado foi atribuído o valor “1”. Essa estratégia foi definida para buscar associações entre os escores do TIPI e o status de conclusão. A Tabela 7 expõe os resultados das correlações referentes a conclusão do curso.

Tabela 7 – Correlação entre o TIPI e o status de conclusão dos MOOCs.

MOOC	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
------	-----	------	-----	-----	-----

Acessibilidade	0.0072**	0.5363	0.3540	0.5455	0.8730
Neurociência	0.9583	0.3713	0.5164	0.3514	0.5824
Produção de Vídeos	0.69	0.90	0.64	0.11	0.92

***, $p < 0.01$

Fonte: Autoria própria

De forma semelhante ao desempenho, o status de conclusão somente apresentou uma correlação fraca com agradabilidade para o MOOC acessibilidade. O número de concluintes foi mais numeroso para pontuações medianas e altas em agradabilidade. Nos demais MOOCs nenhuma correlação foi encontrada. Esse resultado ocorreu porque o status de conclusão e as notas eram colineares.

No estudo de Gupta (2021), a abertura a experiência e a extroversão influenciaram a intenção de conclusão de um MOOC; enquanto no estudo de Loya *et al.* (2015) a pontuação alta em conscienciosidade apresentou efeitos na conclusão de MOOCs. Nesta tese de doutorado os resultados diferiram apontando a agradabilidade como indicador de sucesso (apenas no MOOC Acessibilidade). Essas descobertas evidenciam que os MOOCs são muito heterogêneos, e os resultados não são uniformes como ocorre nos ambientes de ensino convencional.

No MOOC sobre Acessibilidade, dentre as 1058 inscrições, o total de 667 estudantes concluíram o curso, registrando uma taxa de sucesso de 63%. No MOOC Neurociência houve 552 inscritos e 140 conclusões, e a taxa de sucesso igual a 25%. O MOOC Produção de Vídeos registrou 960 matrículas e 366 estudantes completaram o curso, marcando 38% de taxa de sucesso. Embora a taxa de sucesso/conclusão tenha sido significativa, os traços de personalidade não explicaram as conclusões ou desistência do curso em razão dos valores baixos das correlações, evidenciando que pode haver outros fatores ocultos associados ao sucesso acadêmico em MOOCs.

4.3.3 CORRELAÇÃO AEQ E TIPI

Outra análise feita nesta pesquisa teve como foco verificar se as emoções de realização autorrelatadas por estudantes tem relação com os seus traços de personalidade. A Tabela 8 mostra os resultados das correlações para o MOOC Acessibilidade. A ordem de apresentação

nas tabelas está ligada a sequência do AEQ: emoções vivenciadas antes, durante e pós-aprendizagem.

Tabela 8 – Correlação do AEQ e TIPI MOOC Acessibilidade

AEQ	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
Prazer em aprender	0.727	0.042*	0.692	3.2e-06***	0.304
Prazer aulas	0.81	0.17	0.88	1.1e-06***	0.97
Raiva com estudos	0.36879	0.00077***	0.09276	2.6e-08***	0.36739
Ansiedade nos estudos	0.866	0.046*	0.060	1.7e-07***	0.708
Vergonha durante aprendizagem	0.94	0.02*	0.52	3.9e-05***	0.27
Tédio com os materiais	0.73479	0.00091***	0.84356	3.8e-08***	0.80634
Prazer testes	0.103	0.032*	0.122	0.023*	0.445
Orgulho resultados	0.3160	0.0152*	0.7174	0.0093**	0.2845
Raiva resultados	0.01451*	0.00095***	0.80540	5.1e-09***	0.10239
Ansiedade exercícios	0.19	0.04*	0.78	2.7e-05***	0.22
Vergonha resultados	0.3558	0.0045**	0.4502	1.8e-09***	0.7007

***, p<0.001 ** p<0.01 * p<0.05

Fonte: Aatoria própria

Conforme apresenta a Tabela 8, muitas correlações foram encontradas, porém são consideradas associações fracas. No MOOC Acessibilidade as emoções de realização: prazer em aprender, raiva durante os estudos, a ansiedade durante os estudos e ao fazer exercícios, vergonha durante a aprendizagem e ao realizar exercícios, tédio, prazer em executar testes e orgulho se correlacionaram com a conscienciosidade e abertura a experiência. Somente a raiva com os resultados que além de se correlacionar com a conscienciosidade e abertura a experiência também mostrou associação com a agradabilidade.

Os estudantes que pontuaram alto para a emoção prazer em aprender tiveram pontuação alta para conscienciosidade e abertura a experiência. Prazer nas aulas representam estudantes que gostaram dos materiais, os quais demonstraram pontuações medianas e altas para abertura a experiência, o que significa que estudantes abertos a experiência gostaram mais dos materiais e aulas.

Estudantes com pontuação baixa para raiva e ansiedade tiveram pontuações altas em conscienciosidade e abertura a experiência. Os estudantes que pontuaram baixo para vergonha durante a aprendizagem tendem a pontuar alto para abertura a experiência, contudo a

conscienciosidade é moderada. Estudantes que não experimentaram tédio sinalizaram pontuações medianas a altas para conscienciosidade e abertura a experiência.

Quanto às emoções referentes aos resultados dos exercícios, os estudantes com pontuações medianas a altas para conscienciosidade e abertura a experiência sentem prazer em realizar testes. Os estudantes que ficaram muito orgulhosos com os resultados alcançados relataram pontuações medianas a altas para conscienciosidade e abertura a experiência.

Na dimensão negativa das emoções, os estudantes que não experimentam raiva diante dos resultados são moderadamente agradáveis e registraram pontuações medianas a altas para conscienciosidade e abertura a experiência. Estudantes abertos a experiências e com pontuações medianas a altas para conscienciosidade tendem a não sentir ansiedade ao realizar exercícios/avaliações. Estudantes que não sentiram vergonha com os resultados alcançados indicaram pontuações medianas a altas para conscienciosidade e abertura a experiência.

No MOOC sobre Acessibilidade, a abertura a experiência e a conscienciosidade foram os traços de personalidade que apontaram um número maior de correlações com as emoções de realização. Essas descobertas estão coerentes com os resultados e perspectivas de Keltner (1996) e Sander e Fuente (2020), os quais pressupõem que estudantes com traços de personalidade positivos tendem a experimentar emoções positivas em contextos acadêmicos.

Conforme indicado por Lenton (2014), a conscienciosidade reflete dedicação e organização acadêmica. Desta maneira, os resultados do MOOC acessibilidade mostraram que no caso dos estudantes com alta conscienciosidade (dedicados e organizados) e que se consideraram abertos a novas experiências contribuíram para a predominância de emoções de realização positivas.

Os próximos resultados da relação entre o AEQ e o TIPI são referentes ao MOOC Neurociência. A Tabela 9 expõe os valores de p para as correlações.

Tabela 9 – Correlações entre o AEQ e TIPI MOOC Neurociência.

AEQ	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
Prazer em aprender	0.863	0.035*	0.625	0.964	0.283
Prazer aulas	0.24	0.27	0.22	0.86	0.83
Raiva com estudos	0.4159	0.4348	0.8016	0.0053**	0.9198
Ansiedade nos estudos	0.26	0.13	0.34	0.32	0.95
Vergonha durante aprendizagem	0.79310	0.88282	0.01201*	0.98319	0.30426
Tédio com os materiais	0.265	0.035*	0.232	0.039*	0.458
Prazer testes	0.95	0.31	0.75	0.11	0.17

Orgulho resultados	0.41	0.44	0.55	0.96	0.24
Raiva resultados	0.020*	0.519	0.478	0.065	0.465
Ansiedade exercícios	0.279	0.326	0.541	0.087	0.137
Vergonha resultados	0.413	0.596	0.887	0.077	0.244

‘**’ p<0.01 ‘*’ p<0.05

Fonte: Autoria própria

De acordo com a Tabela 9, no MOOC Neurociência as correlações entre o TIPI e o AEQ foram todas fracas. As pontuações altas para o prazer no aprendizado se correlacionaram fracamente com as pontuações altas para o traço de conscienciosidade. Raiva durante os estudos apresentou correlação com abertura a experiência, referindo-se especificamente as pontuações baixas para raiva e o estabelecimento de vínculos com pontuações altas para abertura a experiência.

Vergonha durante a aprendizagem teve correlação com a estabilidade emocional, o que significa que os estudantes que não experimentaram vergonha (pontuação baixa) tiveram pontuações medianas a altas para estabilidade emocional. Pontuações baixas para o tédio expressou correlações com pontuações altas para os traços conscienciosidade e abertura a experiência. Raiva referente aos resultados mostrou associação com agradabilidade, comunicando que quem pontuou baixo para a emoção raiva registrou agradabilidade moderada a alta. Para as demais emoções nenhuma correlação foi encontrada.

Semelhante ao MOOC sobre Acessibilidade, os resultados do MOOC Neurociência apontaram para correlações das emoções de realização principalmente com a conscienciosidade e abertura a experiência. Embora tais correlações sejam fracas, esses achados confirmam as observações de Jensen (2015), os quais notaram que conscienciosidade e abertura a experiência são os dois traços que tem maior atuação positiva em estudos de correlações em cenários acadêmicos.

No estudo de Letzring e Adamcik (2015), a agradabilidade se correlacionou com entusiasmo nos estudos, e no MOOC com o tema Neurociência, quem é agradável é menos provável de experimentar raiva com o desempenho obtido em exercícios. Na pesquisa de Keltner (1996), a agradabilidade é um dos traços que demonstrou menos possibilidade de exibir emoções negativas. Nessa linha, o resultado do MOOC Neurociência também confirmou esse apontamento para a característica agradabilidade.

Diferindo dos outros cursos, no MOOC com tema produção de vídeos com celulares e tablets, observou-se um número maior de correlações para o traço estabilidade emocional.

Conforme registra a Tabela 10, foi possível encontrar correlações, porém são consideradas fracas.

Tabela 10 – Correlação AEQ e TIPI MOOC Produção de Vídeos.

AEQ	Agr	Cons	Est	Abr	Ext
Prazer em aprender	0.8999	0.0044**	0.7854	0.0206*	0.6311
Prazer aulas	0.033*	0.578	0.189	0.212	0.955
Raiva com estudos	0.56935	0.02557*	0.00021***	0.01146*	0.36802
Ansiedade nos estudos	0.2247	0.0852	0.0046**	0.0677	0.1153
Vergonha durante aprendizagem	0.08191	0.77472	0.00158**	0.00022***	0.93876
Tédio com os materiais	0.89520	0.05840	0.00077***	0.15194	0.48672
Prazer testes	0.43	0.78	2.2e-05***	0.12	0.31
Orgulho resultados	0.0172*	0.4020	0.8789	0.0016**	0.7832
Raiva resultados	0.531	0.038*	0.095	0.064	0.209
Ansiedade exercícios	0.2007	0.682	0.0093**	0.0032**	0.8840
Vergonha resultados	0.558	0.329	0.081	0.022*	0.898

***, p<0.001 ** p<0.01 * p<0.05

Fonte: Autoria própria

De acordo com as correlações presentes na Tabela 10, no MOOC produção de vídeos as pontuações altas para o prazer em aprender/obter novos conhecimentos correlacionaram com as pontuações altas de conscienciosidade e abertura a experiência. No estudo de Moreira, Cunha e Inman (2019), o traço de persistência esteve associado ao prazer, considerando que a persistência é um aspecto associado a conscienciosidade (VENTURA; SHUTE; ZHAO, 2013), o MOOC com tema produção de vídeos encontrou resultado semelhante ao de Moreira, Cunha e Inman (2019). A outra dimensão do prazer, relacionada as aulas, registrou correlação com a agradabilidade. Estudantes que apresentaram agradabilidade moderada a alta expressaram experiência de aprendizado prazerosa.

Raiva durante os estudos exibiu associação com os traços conscienciosidade, estabilidade emocional e abertura a experiência. Essas correlações estão relacionadas ao fato de que os estudantes que não experimentaram raiva (pontuação baixa) tiveram pontuações mediana a alta para conscienciosidade, estabilidade emocional e abertura a experiência, ou seja, são organizados nos estudos, estáveis emocionalmente e abertos a novas experiências.

Ansiedade durante os estudos refletiu correlação com a estabilidade emocional, referenciando especificamente aos estudantes que registraram pontuação baixa para ansiedade e apresentaram estabilidade emocional moderada a alta. A vergonha durante a aprendizagem correlacionou com a estabilidade emocional e a abertura a experiência. Esse resultado expressa que os estudantes que pontuaram baixo para vergonha durante o aprendizado registraram estabilidade emocional moderada, e se reconhecem como pessoas abertas a novas experiências. O tédio registrou relação com a estabilidade emocional, mostrando que estudantes com pontuação baixa para o tédio relataram estabilidade emocional moderada. Os resultados expressam que os estudantes estáveis emocionalmente não relataram emoções negativas.

Os resultados de Sander e Fuente (2020) apontou relação entre neuroticismo (o polo inverso de “estabilidade emocional”) que é medido pela estabilidade emocional com emoções acadêmicas negativas. Nos MOOCs analisados nesta tese, o registro de emoções negativas por meio do AEQ foi muito inferior às emoções positivas. Desta maneira, não foram descobertas evidências de relação da instabilidade emocional com emoções negativas. Os achados mostraram que a estabilidade emocional está associada as pontuações baixas para emoções negativas.

Em relação aos exercícios, conforme consta na Tabela 10, o prazer em fazer testes se relacionou positivamente com a estabilidade emocional. Estudantes que comunicaram sentir prazer em realizar testes sinalizou estabilidade emocional moderada. O orgulho referente aos resultados teve associação com agradabilidade e abertura a experiência. Os estudantes que ficaram orgulhosos com os seus desempenhos relataram pontuações medianas a altas para agradabilidade e abertura a experiência.

A raiva com os resultados alcançados mostrou correlação fraca com a conscienciosidade. Desta maneira, os estudantes que não experimentaram raiva (pontuação baixa) registraram pontuações medianas e altas para conscienciosidade. A ansiedade relacionada aos testes/exercícios apresentou associação com a estabilidade emocional e abertura a experiência, evidenciando que os estudantes que não sentiram ansiedade (pontuação baixa) pontuaram alto para abertura a experiência e registraram estabilidade emocional moderada. A vergonha com os resultados alcançados apontou correlação fraca somente com a abertura a experiência, concluindo que estudantes que pontuaram baixo para vergonha pontuaram alto para abertura a experiência.

Um ponto em comum observado nos três MOOCs refere-se à situação em que a extroversão não apontou nenhuma correlação com as emoções, diferindo dos resultados de

Berenbaum *et al.* (2016); Letzring e Adamcik (2015); e Shiota, Keltner e John (2006) que reconheceram que a extroversão tem ligação com emoções positivas.

Os resultados dos três MOOCs permitiram concluir que a conscienciosidade e a abertura a experiência podem atuar nas emoções de realização vivenciadas em MOOCs. Pontuações altas para esses traços reduzem as chances de os estudantes sentirem emoções negativas, e aumentam as possibilidades para uma experiência de aprendizado prazerosa. Além disso, notou-se que há menores chances de ocorrência de emoções negativas quando os estudantes têm perfis agradáveis.

4.3.4 CORRELAÇÃO AEQ E SUCESSO ACADÊMICO

Outra dimensão de interesse foi a investigação da relação do AEQ com o sucesso acadêmico dos estudantes, observando as variáveis notas e status de conclusão dos MOOCs. Na Tabela 11 encontram-se os resultados das correlações do AEQ com as notas dos estudantes nos três MOOCs.

Tabela 11 – Correlação AEQ e Notas.

AEQ	Acessibilidade	Neurociência	Produção de Vídeos
Prazer em aprender	0.886	0.967	0.062
Prazer aulas	0.544	0.919	0.917
Raiva com estudos	0.452	0.080	0.306
Ansiedade nos estudos	0.193	0.947	0.079
Vergonha durante aprendizagem	0.592	0.026*	0.164
Tédio com os materiais	0.775	0.795	0.752
Prazer testes	0.767	0.279	0.805
Orgulho resultados	0.439	0.074	0.447
Raiva resultados	0.703	0.733	0.639
Ansiedade exercícios	0.339	0.203	0.244
Vergonha resultados	0.029*	0.003**	1.9e-06***

Valores de p: *** p<0.001 ** p<0.01 * p<0.05

Fonte: Autoria própria

Considerando a variável nota enquanto métrica de desempenho acadêmico, na Tabela 11, referindo-se ao MOOC sobre Acessibilidade, o desempenho se correlacionou fracamente apenas com a emoção vergonha em relação aos resultados. Os estudantes que pontuaram

baixo para vergonha alcançaram notas altas no curso. Esse resultado é esperado visto que se o estudante teve um ótimo desempenho não há nenhuma possibilidade de que se sinta envergonhado. Nenhuma outra correlação foi observada.

No MOOC Neurociência, as notas se correlacionaram fracamente com a vergonha durante a aprendizagem, ligada à incompreensão do conteúdo, e com a vergonha direcionada aos resultados alcançados nos exercícios/avaliações. Observou-se que tanto os estudantes que pontuaram baixo quanto os que pontuaram alto para a vergonha durante a aprendizagem obtiveram bom desempenho, a diferença reside no aspecto “variação”: o grupo que experimentou vergonha tem notas diferentes, alguns estudantes alcançam a nota mínima para aprovação, outros pontuam acima da média exigida, enquanto o grupo que pontuou baixo para vergonha tende a manter notas altas. A outra dimensão da vergonha relacionada aos resultados mostrou que estudantes que pontuaram baixo para a vergonha referente ao desempenho nos exercícios obtiveram notas melhores do que os estudantes que sentiram vergonha.

No MOOC Produção de vídeos, a única correlação encontrada entre o desempenho e o AEQ foi em direção à vergonha ligada aos resultados dos exercícios. Os estudantes que pontuaram baixo para vergonha alcançaram notas altas, e os estudantes que experimentaram vergonha obtiveram a nota mínima para aprovação no curso.

Pekrun, Elliot e Maier (2009) informam a partir da teoria do Controle-Valor das emoções de realização, que o prazer em aprender pode colaborar para o desempenho; enquanto as emoções de realização negativas (e.g., raiva, vergonha e o tédio) produzem efeitos negativos no desempenho. Nesta tese não foi encontrada nenhuma correlação do prazer nos estudos com o desempenho dos estudantes de MOOCs. Contudo, observou-se que pontuações baixas para a emoção vergonha tem associação com o bom desempenho.

Liu *et al.* (2021) descobriram efeitos das emoções de realização nas notas de estudantes de MOOCs. Nesta tese, os efeitos das emoções de realização no desempenho foram pouco evidentes. No entanto, ressalta-se que Liu *et al.* (2021) fizeram o reconhecimento das emoções de realização nos fóruns de discussão mediante a rotulação das mensagens e o uso de algoritmos de aprendizado de máquina, de maneira diferente, nesta tese as emoções de realização utilizadas nas análises correlacionais foram capturadas com o uso do questionário de autorrelato AEQ.

Os resultados mostram novamente que as notas foram variáveis “fracas”, e as emoções de realização não foram suficientes para explicar o desempenho. Desta forma, muitas variáveis que não foram mensuradas podem estar relacionadas ao desempenho dos estudantes,

possibilitando refletir que as notas não são o único atributo para medir o desempenho. Nos MOOCs as avaliações foram exclusivamente de múltipla escolha, esse ponto foi uma das limitações.

O status de conclusão do curso também é dependente da nota, ou seja, se os estudantes fizeram as avaliações e alcançaram a nota mínima significa que estão habilitados a receber a certificação, que é o indicativo de conclusão. Caso contrário, se o estudante não conseguiu obter nota mínima nas avaliações ou não fizeram as avaliações significa que o curso não foi concluído. No que se refere à relação do AEQ com o status de conclusão dos cursos, a Tabela 12 expõe os resultados das correlações.

Tabela 12 – Correlação AEQ e status de conclusão dos MOOCs.

AEQ	Acessibilidade	Neurociência	Produção de Vídeos
Prazer em aprender	0.89	0.332	0.42
Prazer aulas	0.83	0.095	0.69
Raiva com estudos	0.94	0.175	0.53
Ansiedade nos estudos	0.91	0.238	0.85
Vergonha durante aprendizagem	0.59	0.248	0.16
Tédio com os materiais	0.97	0.579	0.65
Prazer testes	0.60	0.782	0.47
Orgulho resultados	0.56	0.078	0.76
Raiva resultados	0.96	0.256	0.49
Ansiedade exercícios	0.74	0.225	0.85
Vergonha resultados	0.85	0.135	0.47

Fonte: Autoria própria

Na Tabela 12, os valores informam que não foi encontrada nenhuma correlação significativa do AEQ com a conclusão ou desistência dos MOOCs. Um aspecto que explica esses resultados refere-se ao fato de que a maioria das respostas do AEQ se configura como experiência afetiva positiva, a seção (4.2) desta tese registra os percentuais baixos de emoções negativas. A maioria dos estudantes que responderam o AEQ concluíram os MOOCs, desta maneira é esperado que a permanência no curso e a conquista de certificado resulte em relatos de experiência afetiva positiva.

Outro ponto que levou à inexistência de correlações reside na baixa variabilidade nos dados. No MOOC sobre Acessibilidade, dentre as 581 pessoas que responderam ao AEQ, 575 concluíram o curso. No MOOC Neurociência, dos 103 estudantes que enviaram respostas ao

AEQ, 102 finalizaram o curso, obtendo o certificado. No MOOC Produção de vídeos 322 estudantes responderam ao AEQ e todos concluíram o curso. Quem contribuiu submetendo respostas ao AEQ foram os estudantes que foram bem-sucedidos nos cursos, que tiveram experiência afetiva positiva, e bom desempenho, o que explica os percentuais extremamente baixos de emoções negativa.

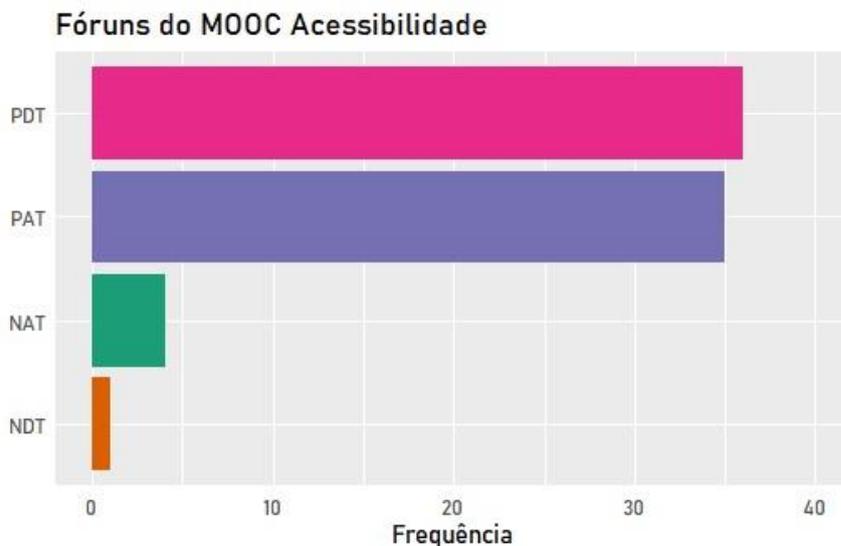
Xing, Tang e Pei (2019) descobriram que emoções de realização negativas ativadoras tiveram maior ligação com a evasão de MOOC, porém nesta tese não houve correlações porque os autorrelatos das emoções de realização vieram de estudantes que concluíram os MOOCs, registrando maior número de emoções positivas. Por outro lado, Xing, Tang e Pei (2019) não encontraram nenhuma influência das emoções positivas ativadoras e emoções negativas desativadoras nas tarefas de manter ou de ocasionar a desistência dos estudantes do MOOC. Nesses pontos os resultados encontrados nesta tese se assemelham aos achados de Xing, Tang e Pei (2019).

Embora os valores de *p* não apontem para qualquer correlação, as respostas do AEQ sugerem proeminência de emoções de realização positivas, e os relatos vieram de estudantes que tiveram sucesso acadêmico, obtiveram boas notas e conseguiram a certificação de conclusão dos MOOCs. Esse achado está coerente com as previsões de Pekrun *et al.* (2017), que indicaram que emoções de realização positivas favorecem o aprendizado e o desempenho, e com as perspectivas de Pekrun *et al.* (2014), que mencionaram que há maior probabilidade de que se experimente emoções de realização positivas quando os resultados acadêmicos foram bem-sucedidos.

4.4 EMOÇÕES DE REALIZAÇÃO NOS FÓRUNS DE DISCUSSÃO

Para saber se os estudantes expressaram emoções de realização nos fóruns de discussão dos MOOCs, procedimentos de análise de sentimentos (mineração de texto) foram empregados, conforme descrito na seção 3.3.4. Inicialmente o dicionário AEAL verificou a frequência das categorias referenciadas por Pekrun *et al.* (2017) como: emoções positivas ativadoras (PAT), emoções positivas desativadoras (PDT), emoções negativas ativadoras (NAT), emoções negativas desativadoras (NDT). A Figura 10 mostra os totais localizados nos fóruns do MOOC sobre Acessibilidade.

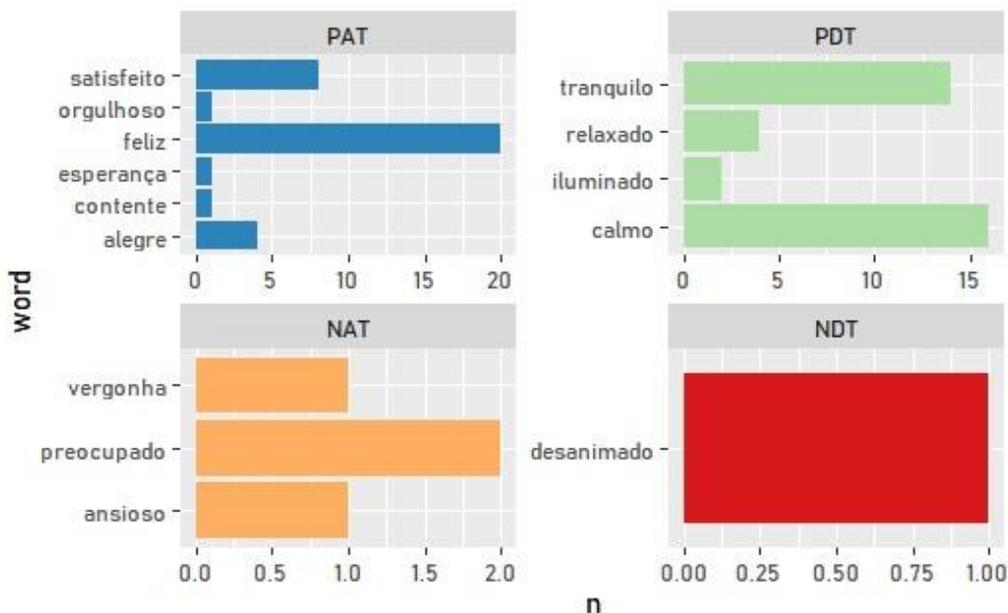
Figura 10 – Classes de ativação e desativação nos fóruns do MOOC Acessibilidade



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

O AEAL localizou 36 ocorrências de emoções PDT e 35 PAT, revelando números próximos de emoções positivas ativadoras e positivas desativadoras. As emoções negativas tiveram menor frequência, sendo 4 ocorrências de emoções NAT, e somente uma emoção NDT. A Figura 11 mostra quais foram as emoções de realização reconhecidas pelo AEAL.

Figura 11 – Emoções de realização nos fóruns do MOOC Acessibilidade



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Conforme consta na Figura 11, na classe das emoções PAT, os termos “feliz” e “satisfeito¹⁴” foram mais frequentes nos fóruns, enquanto na dimensão das emoções PDT, as palavras “calmo” e “tranquilo” foram os destaques. No âmbito das emoções da categoria NAT, foram poucas ocorrências, o termo “preocupado” registrou duas ocorrências; e os termos “vergonha” e “ansioso” foram mencionados somente uma vez. A categoria de emoções NDT registrou somente uma ocorrência, referenciando o caso de presença do termo “desanimado” em uma postagem. Na Figura 12 há uma visão do registro de ocorrências de emoções de realização feito pelo AEAL.

Figura 12 – Emoções de realização no MOOC Acessibilidade quantificadas pelo AEAL

word	value	n
<chr>	<fct>	<int>
1 feliz	PAT	20
2 calmo	PDT	16
3 tranquilo	PDT	14
4 satisfeito	PAT	8
5 alegre	PAT	4
6 relaxado	PDT	4
7 iluminado	PDT	2
8 preocupado	NAT	2
9 ansioso	NAT	1
10 contente	PAT	1
11 desanimado	NDT	1
12 esperança	PAT	1
13 orgulhoso	PAT	1
14 vergonha	NAT	1

Fonte: Autoria própria (captura de tela do Rstudio)

Na Figura 12, o AEAL identificou 14 emoções de realização listadas na coluna “word”, o “value” é a categoria de ativação e desativação que define a polaridade que o termo afetivo pertence, e o “n” mostra o número de ocorrências das palavras. Por exemplo: a palavra “feliz” ocorreu 20 vezes nas postagens, sendo um termo vinculado a classe de emoções de realização PAT.

Os resultados confirmaram que nos fóruns de discussão do MOOC sobre Acessibilidade houve manifestações de emoções de realização. Dentre 1832 postagens submetidas à análise, 65 tiveram emoções de realização. Notou-se no MOOC sobre Acessibilidade, especialmente no fórum de atividade que a linguagem das postagens é orientada à tarefa solicitada pelo professor, desta maneira as emoções de realização se

¹⁴ No AEL o termo satisfeito está ligado a emoção orgulho

concentraram com maior frequência no fórum final em que os estudantes puderam voluntariamente falar sobre a sua experiência no curso.

As contribuições de usar o método de dicionário no reconhecimento de emoções de realização foram identificar a frequência das emoções de realização, e principalmente saber em quais postagens ocorreram as emoções. Na Figura 13 há o excerto da planilha com as postagens do MOOC sobre Acessibilidade que tiveram a presença de termos de emoções de realização reconhecidos pelo dicionário.

Figura 13 – Excerto das postagens do MOOC Acessibilidade com emoções de realização

	linenumber	postagens
7	302	Um curso muito bom , estou muito feliz , não vejo a hora de...
8	412	estou muito feliz por ter a oportunidade de tomar esse curs...
9	423	Gostei bastante, Aprendi coisas novas e estou bem satisfeito
10	489	orgulhosa com esse curso,muitas aprendizagens e conheci...
11	501	Fiquei muito satisfeita com o que aprendi no curso, principa...
12	502	Estou muito satisfeita com a realização do curso.
13	524	Parabéns, Faculdade Lumina, por esta oportunidade, trazer o...
14	587	Gostei muito estou muito satisfeita
15	597	ótima. Muito feliz em poder aprender coisas novas e estar ...

Showing 7 to 15 of 65 entries, 2 total columns

Fonte: Autoria própria (captura de tela do Rstudio)

Os resultados da análise de sentimentos nos fóruns do MOOC sobre Acessibilidade mostraram concordância com a experiência afetiva autorrelatada por meio do AEQ. Essa afirmação está atrelada ao fato de as respostas do AEQ terem demonstrado predominância de emoções positivas. Igualmente, os fóruns confirmaram que as emoções de realização positivas foram mais frequentes. Esse achado foi positivo, visto que nos fóruns os estudantes foram espontâneos, além disso, possibilitou levantar evidências de que ocorrem emoções de realização em MOOCs.

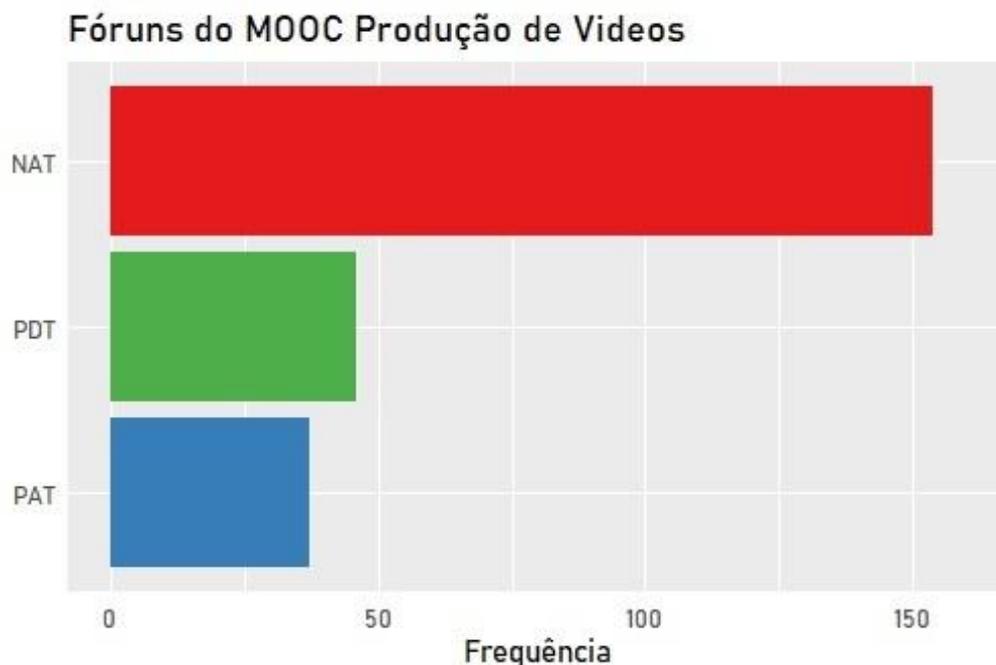
Ainda que as emoções positivas tenham sido mais frequentes nos fóruns do MOOC sobre Acessibilidade, chama-se a atenção para os elementos teóricos previstos pelas emoções de realização. Pekrun (2017) esclarece que as emoções PAT são favorecedoras da aprendizagem, contribuindo para manter estudantes motivados e ligados aos estudos.

Contudo, na classe PDT pode acontecer de as emoções de realização PDT “desativar” o estudante produzindo “relaxamento”, desconectando-o de suas tarefas (PEKRUN, 2017).

No caso dos estudantes do MOOC sobre Acessibilidade, as emoções PDT não tiveram atuação negativa pelo fato de os estudantes terem exibido os seus sentimentos principalmente no fórum final que é opcional, para quem finalizou o curso e desejou compartilhar suas opiniões sobre o curso. Nas situações das emoções de realização manifestadas no fórum de atividade não estiveram vinculadas especificamente aos estudantes, e sim associadas a tarefa de descrição de imagens para pessoas com deficiência visual. Por exemplo, um estudante do MOOC descreveu uma foto da seguinte maneira: “Uma praia, com um calmo mar...”, nesse contexto o termo “calmo” é uma emoção de realização PDT, mas não reflete a experiência afetiva do estudante.

No MOOC Produção de Vídeos, 1973 postagens foram analisadas, e o dicionário encontrou um número maior de emoções de realização. A Figura 14 exibe a frequência das emoções, considerando as classes de ativação e desativação.

Figura 14 – Classes de ativação e desativação nos fóruns do MOOC Produção de Vídeos



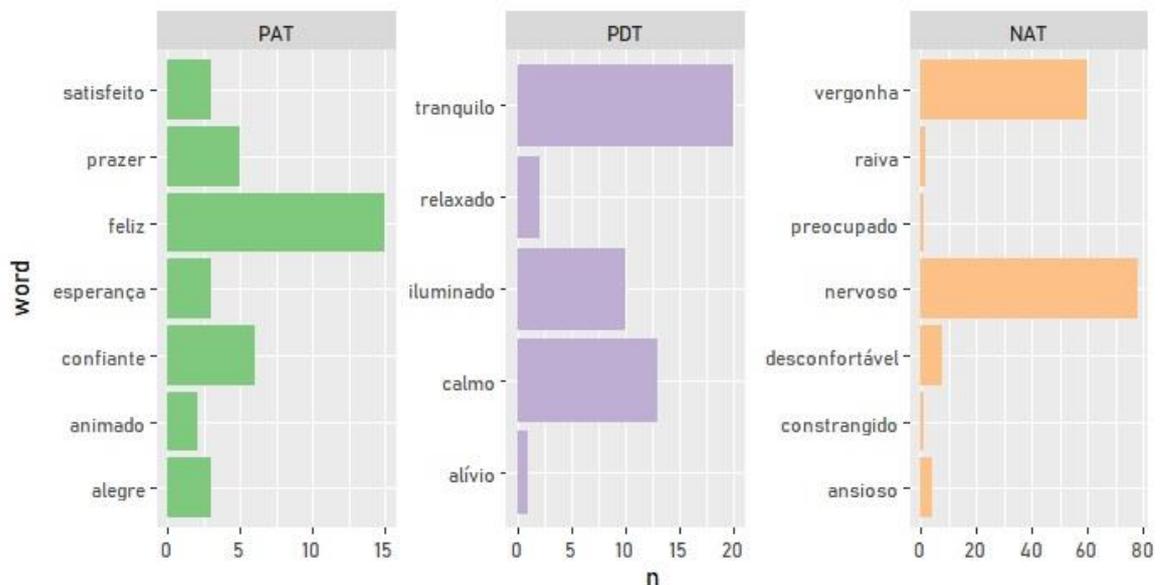
Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Conforme se observa na Figura 14, o MOOC Produção Vídeos registrou 154 ocorrências de emoções negativas ativadoras (NAT). Pekrun (2017) explica que a categoria

NAT em um primeiro momento são emoções de realização consideradas “desagradáveis”, que podem desviar o foco dos estudantes, tornando-os distraídos, e menos interessados em suas tarefas, por outro lado, são emoções com função de “ativação”, que podem resgatar os estudantes, despertando-os para agir e impedir um possível “fracasso” em suas tarefas e resultados. As emoções negativas desativadoras que segundo Pekrun (2017) são as mais prejudiciais para um percurso de aprendizagem não ocorreram nos fóruns do MOOC Produção de vídeos.

As emoções de realização PDT tiveram 46 ocorrências, enquanto as PAT ocorreram 37 vezes nos fóruns. Com esses números e ancorados nas perspectivas de Pekrun (2017), identificou-se que as emoções positivas (PAT) que favorecem a aprendizagem, e as emoções PDT que desativam e geram o “relaxamento”, exibiram uma quantidade próxima nas postagens dos estudantes. Na Figura 15 podem ser visualizadas quais foram as emoções de realização expressadas nos fóruns do MOOC Produção de Vídeos.

Figura 15 – Emoções de realização nos fóruns do MOOC Produção de Vídeos



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Na dimensão PAT, os termos mais frequentes foram: “feliz”, “confiante” e “prazer”. Na visão das emoções de realização a categoria PAT corresponde às emoções que agem de forma positiva nos resultados acadêmicos (PEKRUN, 2017). Fundamentando-se nessas pontuações, felicidade, confiança e prazer foram as três emoções de realizações “favoráveis”. No âmbito das emoções de realização PDT, os sentimentos de tranquilidade e calma tiveram

maior frequência, confirmando que as emoções positivas desativadoras estão ligadas ao “relaxamento” dos estudantes.

Na dimensão das emoções negativas ativadoras (NAT), o nervosismo foi a emoção de maior frequência (78 ocorrências), e a emoção vergonha também foi frequente ocorrendo 60 vezes. A Figura 16 mostra todas as frequências, podendo-se constatar que no MOOC Produção de Vídeos foi registrada a ocorrência de 19 tipos de emoções de realização.

Figura 16 – Emoções de realização no MOOC Produção de Vídeos quantificadas pelo AEAL

word	value	n
<chr>	<fct>	<int>
1 nervoso	NAT	78
2 vergonha	NAT	60
3 tranquilo	PDT	20
4 feliz	PAT	15
5 calmo	PDT	13
6 iluminado	PDT	10
7 desconfortável	NAT	8
8 confiante	PAT	6
9 prazer	PAT	5
10 ansioso	NAT	4
11 alegre	PAT	3
12 esperança	PAT	3
13 satisfeito	PAT	3
14 animado	PAT	2
15 raiva	NAT	2
16 relaxado	PDT	2
17 alívio	PDT	1
18 constrangido	NAT	1
19 preocupado	NAT	1

Fonte: Autoria própria (captura de tela do Rstudio)

Dentre as 1973 postagens do MOOC com tema Produção de Vídeos, 153 mensagens registraram emoções de realização. Na Figura 17 há o excerto das postagens em que o dicionário detectou emoções de realização. Ao contrário do MOOC sobre Acessibilidade, no MOOC Produção de Vídeos as emoções de realização se concentraram principalmente nos fóruns de atividades, os estudantes compartilharam os seus roteiros de produções de vídeos e falavam abertamente sobre os seus sentimentos, refletindo a experiência afetiva durante a execução de tarefas.

As emoções negativas ativadoras predominantes corresponderam aos sentimentos de nervosismo e vergonha que foram experimentados enquanto os estudantes gravavam os vídeos, conforme o que foi aprendido nas aulas do MOOC, essas emoções de realização são facilmente percebidas nas postagens (Figura 17).

Figura 17 – Excerto de postagens do MOOC Produção Vídeos com ocorrências de emoções de realização

linenumber	postagens
18	As primeiras tentativas raramente ficam boas, mas com bastante prática e calma, dá tudo certo.
25	Já estou acostumado a apresentar, seja no ministério de louvor na igreja ou em seminários na escola/faculda...
31	Em minha primeira gravação de vídeo senti muita vergonha rs. Estava meio sem olhar diretamente pra câme...
33	Na minha primeira tentativa eu fiquei com um pouco de vergonha, tentei falar naturalmente, mas parecia qu...
35	Ao gravar os vídeo de primeira senti que estava falando muito rápido e sendo muito séria. Tentei relaxar mai...
36	No começo do vídeo, fiquei com um pouco de vergonha, pois sou tímido e não tenho muita desenvoltura. P...
39	Na minha primeira gravação, apesar de grava sozinho, fiquei um pouco nervoso, falei muito "é" e pensei mui...
40	No início estava muito nervosa, e me atrapalhava muito na hora de falar, porém após várias tentativas conse...
41	Confesso que fiquei um pouco envergonhada no meu primeiro vídeo, mas depois foi tranquilo. Perdi a verg...
47	Na minha primeira gravação foi muito difícil, por que estava muito nervosa e começava a gaguejar e a errar t...
48	Na minha primeira gravação fiquei nervoso mais fiquei confiante e consegui
51	Eu fiquei com muita verqonha no comeco. mas a repetição me ajudou a ficar mais calmo e conseguir desenv...

3 to 14 of 153 entries, 2 total columns

Fonte: Autoria própria (captura de tela do Rstudio)

Os resultados da análise de sentimentos nos fóruns constataram a ocorrência de emoções de realização nas experiências de estudantes de MOOCs. No curso sobre Acessibilidade, as emoções PDT e PAT foram mais frequentes, e estiveram vinculadas ao sentimento em relação ao curso, enquanto no MOOC Produção de Vídeos as emoções NAT registraram ocorrências mais numerosas, e mostram-se presentes nas tarefas que os estudantes tiveram que desempenhar. Uma observação notada nas postagens do curso Produção de Vídeos alinhou-se aos pressupostos de Pekrun (2017), referindo-se às situações em que as emoções NAT embora consideradas “desagradáveis”, ajudaram os estudantes a persistirem até completarem a tarefa (gravação do vídeo), a fim de não “fracassar”. As frases dos estudantes registram essas evidências, por exemplo, muitos estudantes informaram que se sentiram nervosos e envergonhados ao gravar vídeos, mas persistiram, se tranquilizaram e ao final completaram a tarefa de forma bem-sucedida.

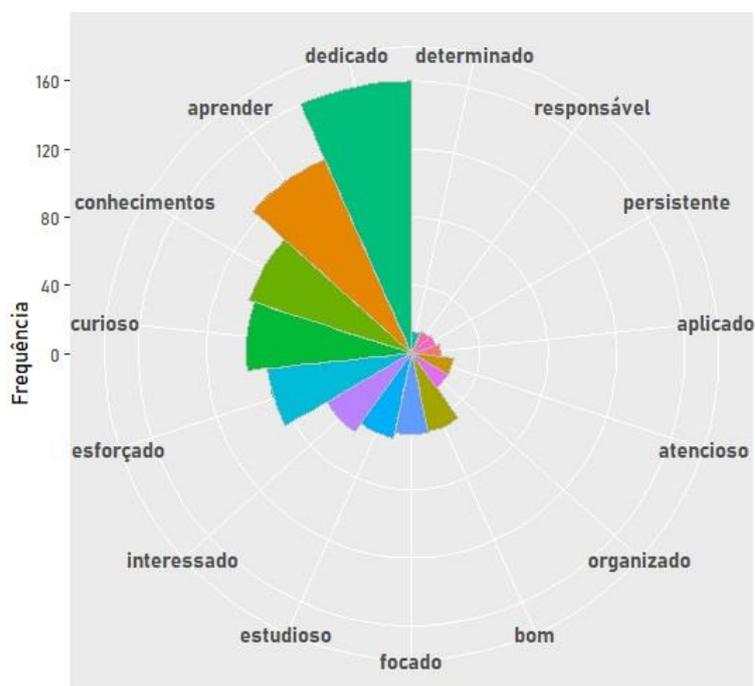
4.5 ANÁLISE DO QUESTIONÁRIO ABERTO APLICADO AO ESTUDANTES DOS MOOCs

Para complementar determinados pontos relacionados à personalidade e aos estados afetivos que não foram totalmente esclarecidos pelos métodos quantitativos das análises correlacionais, foi utilizado um questionário aberto (Apêndice C), para coletar respostas dissertativas dos estudantes dos três MOOCs. Nesta tese não foram analisadas todas as perguntas do Apêndice C, visto que algumas questões tinham como foco fatores motivacionais, suporte e avaliação da satisfação com a plataforma, sendo tópicos que não foram a ênfase deste estudo.

O total de 1024 estudantes responderam ao questionário aberto, sendo 574 participantes do MOOC sobre Acessibilidade, 103 do MOOC Neurociência e 347 do curso Produção de Vídeos. As respostas de todos os estudantes foram reunidas em uma única planilha do Excel, e posteriormente foram submetidas a mineração de texto para fins de extração dos termos mais frequentes.

Uma das perguntas selecionadas teve como interesse identificar o perfil dos participantes dos MOOCs, por meio da questão *Como você descreveria seu perfil de estudante?*. Diferentemente do TIPI, não havia alternativas disponíveis, os estudantes se descreveram de forma livre conforme o seu próprio julgamento.

A Figura 18 acomoda os termos mais frequentes. A palavra “dedicado” foi a mais mencionada, com 160 ocorrências. Em seguida, está a palavra “aprender” que foi citada 125 vezes. Muitos estudantes se definem como pessoas que gostam de buscar novos conhecimentos. Além disso, os estudantes curiosos também foram numerosos, essa característica foi citada 97 vezes. O esforço foi outro atributo muito mencionado registrando, 85 ocorrências.

Figura 18 – Perfis dos estudantes.

Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Muitas pessoas se reconheceram com o perfil interessado (57 ocorrências), e se rotularam como estudiosos, bom aluno, organizado. Os resultados sugerem que os estudantes têm características positivas favoráveis para os estudos no formato EaD. Alguns termos da Figura 18 podem ser observados nos contextos das frases ditas pelos estudantes, por exemplo:

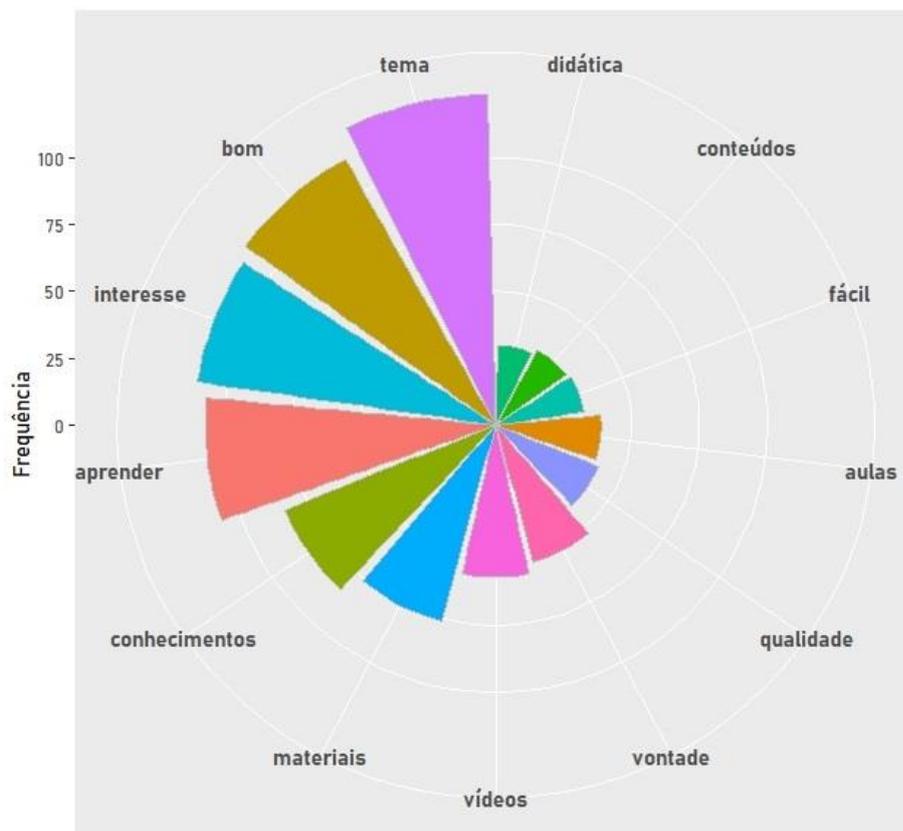
- “Sou um estudante dedicado que busca sempre aprender conteúdos diferentes”.
- “Aluno dedicado, que assistiu todas as aulas fez anotações, conseguiu as metas das atividades, e soube aproveitar tempo e o conhecimento adquirido”.
- “Sou um estudante curioso sobre vários assuntos, gosto de novas experiências, além de buscar o melhor para minha vida acadêmica”.
- “Gosta de aprender, quando está focado absorve muito bem os conteúdos, esforçado. Às vezes, me desfoco um pouco, mas, acho que dentro de um limite”
- “Tenho um perfil bom, pois me dedico nos estudos, faço e me esforço nas atividades e cumpro o dever de estudante”.

Outra pergunta analisada correspondeu à questão *O que contribuiu para a sua permanência ou desistência do curso?*. Os participantes que contribuíram com o questionário aberto foram os estudantes que se mantiveram até o final do curso, diante disso as suas respostas citam elementos ligados as suas permanências. As respostas do TIPI e do AEQ não

apontaram associação com a conclusão do curso, nesse sentido o questionário aberto ajudou a capturar quais foram os elementos que favoreceram o término dos cursos.

Na análise correlacional do TIPI com o sucesso acadêmico, no aspecto conclusão do MOOC, somente o MOOC Acessibilidade detectou correlação fraca da agradabilidade com o status de conclusão, nenhuma outra correlação foi encontrada para os MOOCs Neurociência e Produção de Vídeos. De forma semelhante, na análise de correlação do AEQ com o sucesso acadêmico, a experiência afetiva não teve correlação com a conclusão. Diante disso, esta pergunta foi um auxílio para esclarecer quais fatores ocultos estiveram vinculadas as conclusões dos MOOCs. A Figura 19 lista os elementos citados pelos estudantes.

Figura 19 – Fatores que contribuíram para a conclusão dos MOOCs.



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Na Figura 19, o “tema” abordado nos cursos foi o termo mais frequente com 124 ocorrências, e algumas palavras coocorrem com outras. Muitos estudantes sinalizaram que gostar e ter interesse pelo tema foi relevante para permanecer nos MOOCs. Os conteúdos e os cursos foram rotulados como “bom” e essa característica foi citada 124 vezes, com indicativo de favorecer a conclusão dos MOOCs. O desejo de aprender e buscar novos conhecimentos também estiveram entre os termos mais mencionados e relevantes para manterem os

estudantes nos cursos. Além disso, os estudantes citaram outros elementos, tais como: a qualidade dos materiais, a didática do professor, as facilidades para aprender e da plataforma (e.g., flexibilidade de horários, certificação). Seguem algumas argumentações dos estudantes:

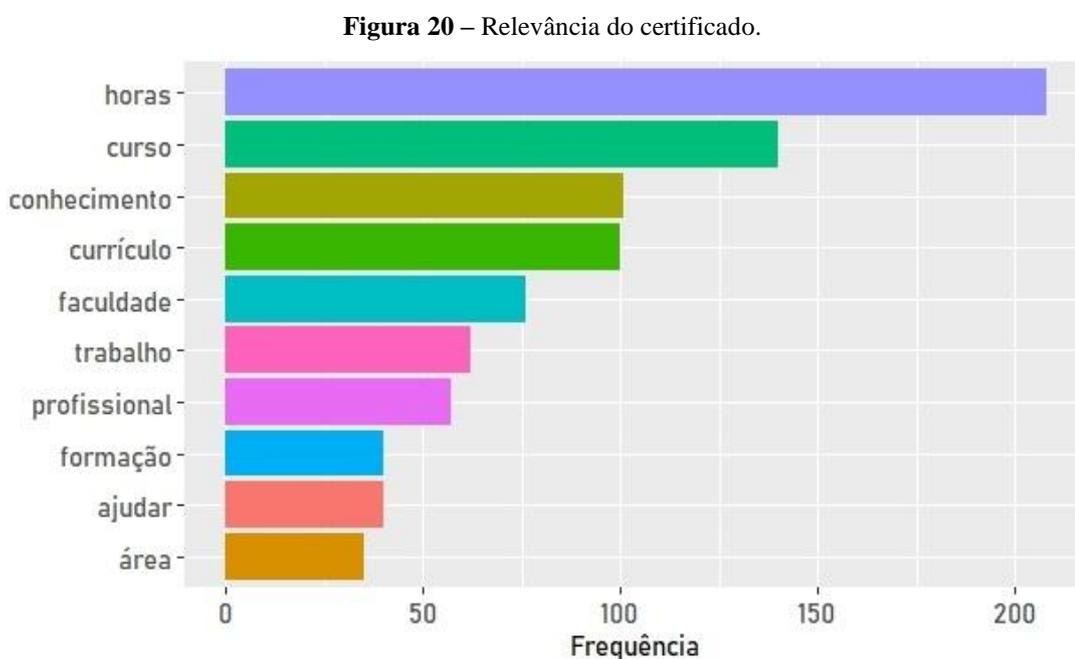
— “O que contribuiu para a minha permanência foi o fato de gostar do tema de estudo e ter familiaridade com o professor, uma vez que já fiz outros cursos com ele”.

— “A qualidade das aulas e do professor contribuíram muito para a permanência no curso, além da vontade de adquirir novos conhecimentos a respeito do tema.”

— “Interesse no assunto e didática aplicada no curso”.

— “O curso é de fácil entendimento e bastante dinâmico. Gostei muito da forma que os assuntos foram abordados. Então, isso somado a minha vontade de aprender contribuíram para a permanência no curso”.

Outra questão que ajudou a entender a conclusão dos MOOCs esteve vinculada à certificação, investigada por meio da pergunta *Caso tenha obtido o certificado, ele é relevante para você? Por favor, cite os motivos*. Na Figura 20 estão expostos os termos mais frequentes.



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

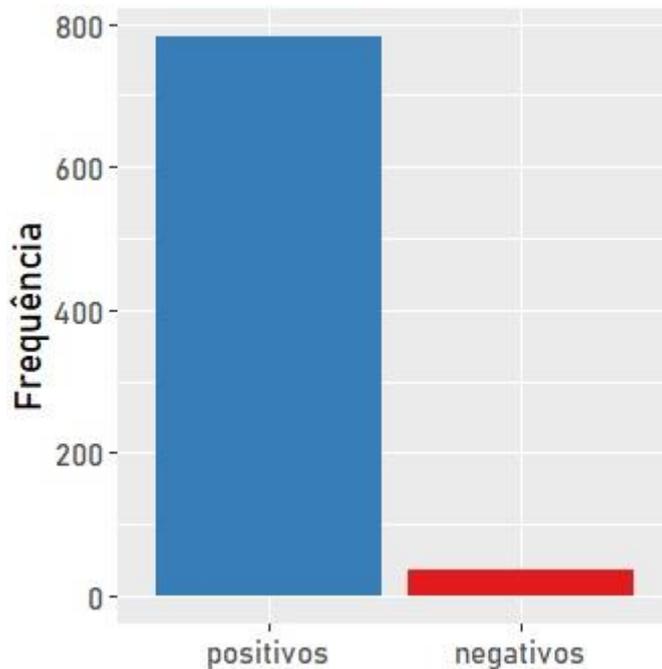
A Figura 20 expressa que a certificação de participação nos MOOCs apresentou várias utilidades para a vida dos estudantes, alguns termos estão ligados a outros, sendo os mais citados: a comprovação de horas complementares, para cumprir exigências de cursos de

graduação; para aquisição de conhecimentos; para adição no currículo e pontuar em provas de título; para o trabalho que a pessoa exerce; atualização profissional; por ajudar na formação e pela contribuição para as áreas de atuação dos estudantes. Tais achados sugerem que muitos estudantes concluem os MOOCs por motivações pessoais, e em alguns casos por exigências institucionais, como é o caso das horas complementares. Seguem algumas respostas dos estudantes:

- “Sim, o certificado é relevante para mim. Preciso dele para cumprir minhas 200 horas de atividades curriculares complementares (ACCs) do meu curso”.
- “Sim, é relevante. Me ajuda a ter melhores oportunidades, mais credibilidade profissional, reconhecimento no mercado, galgar promoções e o mais importante, conhecimento adquirido”.
- “Sim, ajuda enriquecer um currículo e uma sensação de conquista. Mas o mais importante foi o conhecimento”.
- “Certificados sempre são relevantes, utilizo eles para a progressão no município em que trabalho”.

Outro interesse do questionário aberto foi saber sobre a experiência afetiva que os estudantes tiveram ao participar dos MOOCs, utilizando a questão: *Você experimentou mais sentimentos positivos ou negativos durante o curso? Caso lembre, por favor descreva os sentimentos mais marcantes em cada etapa do curso.* Essa questão foi utilizada na tentativa de descobrir emoções negativas vivenciadas pelos estudantes, visto que o AEQ registrou predominância de emoções positivas. Nos resultados, observou-se a seguinte limitação: a maioria dos estudantes apenas mencionaram que experimentaram sentimentos (positivos ou negativos), mas não fizeram referências as emoções. Na Figura 21 consta o número de vezes que esses termos (positivos e negativos) foram mencionados.

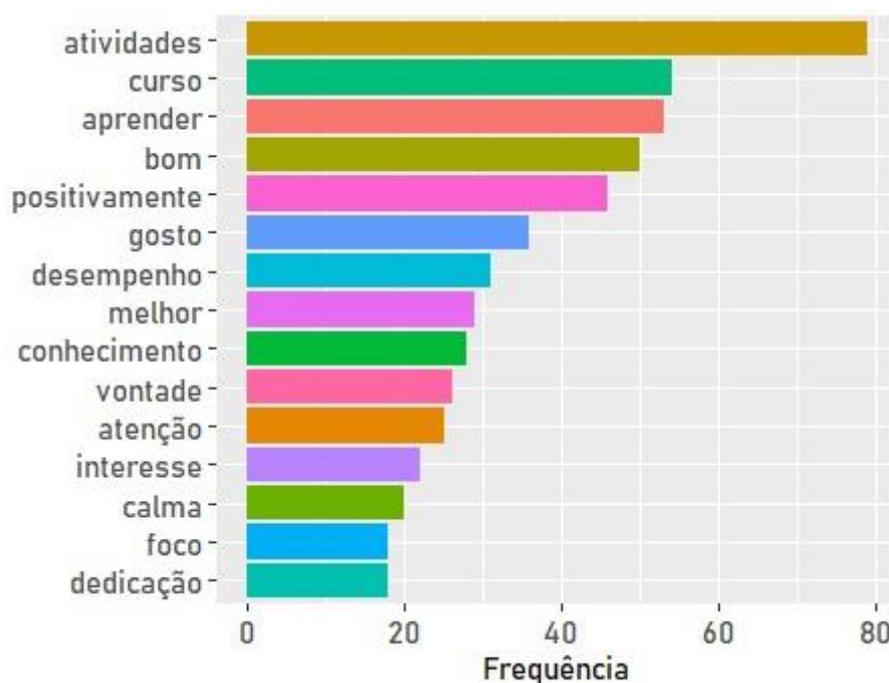
Figura 21 – Frequência de sentimentos positivos e negativos.



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Em relação à valência dos sentimentos, as respostas do questionário aberto mostraram coerência com as respostas do AEQ, sinalizando que a experiência afetiva positiva foi proeminente. A expressão “sentimentos positivos” foi mencionado 782 vezes, enquanto “sentimentos negativos” registrou 37 ocorrências.

Outro tópico do questionário aberto teve interesse em compreender se a personalidade teve participação no desempenho dos estudantes, para isso foi utilizada a questão *Como você acha que sua personalidade contribui para o seu desempenho nas atividades avaliativas?*. Essa pergunta foi utilizada na tentativa de entender o papel da personalidade no desempenho, uma vez que nas análises quantitativas das correlações do TIPI com as notas apenas o MOOC sobre Acessibilidade registrou correlação fraca da agradabilidade com as notas, enquanto nos demais cursos Neurociência e Produção de vídeos nenhuma correlação foi observada. A Figura 22 revela os termos mais frequentes referentes a atuação da personalidade no desempenho.

Figura 22 – Contribuição da personalidade para o desempenho.

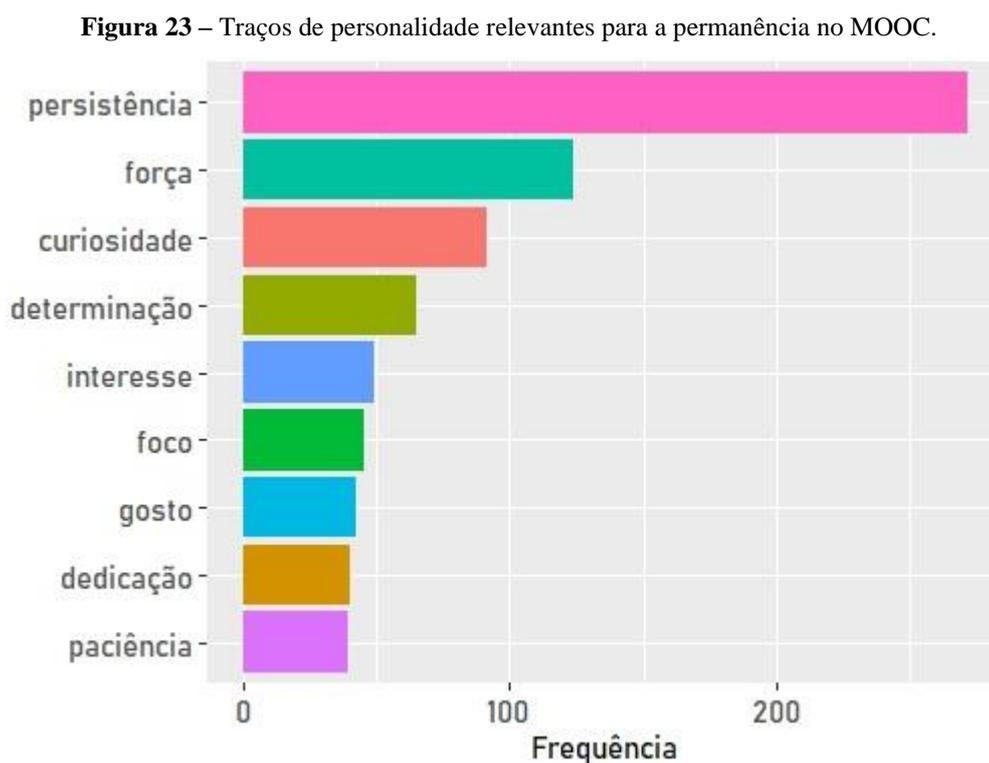
Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

Alguns termos frequentes da Figura 22 estão associados a outros. Muitos estudantes consideraram que a sua personalidade ajudou a completar as atividades, ter melhor aproveitamento do curso, obter bom desempenho e na aquisição de conhecimentos. Em muitas situações os estudantes mencionaram que a sua característica de gostar de aprender e a sua natureza “calma” também ajudou. Os estudantes acharam que a personalidade participou positivamente dos seus desempenhos ativando a vontade de aprender, mantendo a atenção, o interesse e o foco. Seguem algumas respostas, conforme expressaram os estudantes:

- “Contribui de forma positiva, porque eu precisei revisar as aulas algumas vezes e ser bastante determinada para conseguir alcançar a nota superior a 6 nas atividades avaliativas”.
- “Como sou insistente e gosto muito de aprender se torna muito fácil fazer o curso”.
- “Me considero organizada e objetiva com as tarefas que tenho, então acredito que isso colabora para realizar o curso com êxito”.
- “Em muito ela contribuiu para o meu desempenho. Porque isso me ajudou a não desistir no primeiro obstáculo diante de algum conceito ou questão que parecia insolúvel.”
- “O fato de ser mais introspectiva contribui melhor para um bom desempenho escolar. Prefiro ambientes calmos, com livros e silêncio”.

Por meio das respostas dos estudantes foi possível obter um melhor entendimento da atuação da personalidade no desempenho acadêmico, recolhendo elementos que não foram perceptíveis por meio das análises correlacionais utilizando o TIPI. O questionário aberto trouxe uma perspectiva qualitativa em que os estudantes confirmam a influência de suas características de personalidade no desempenho alcançado.

O último ponto do questionário aberto tratado nesta tese ajudou a capturar quais foram as características de personalidade que influenciaram a conclusão ou desistência dos MOOCs. Para essa finalidade, indagou-se aos estudantes *Quais traços da sua personalidade você acha que contribuíram para a decisão de continuar ou desistir do curso?*. Por serem concluintes as respostas foram direcionadas especificamente para a decisão de continuar nos MOOCs. A Figura 23 registra as palavras mais frequentes.



Fonte: Autoria própria (gerado automaticamente com Rstudio)

A Figura 23 aponta que a persistência foi o traço de personalidade dominante mais frequente (272 ocorrências), apresentando forte influência na decisão de permanecer no MOOC. Força de vontade, curiosidade e determinação também tiveram papel fundamental na tarefa de preservar os estudantes até o percurso final da aprendizagem. Interesse, foco, gostar de aprender e paciência também foram citados pelos estudantes como elementos relevantes, e

para alguns estudantes tiveram efeitos positivos para mantê-los no curso. Alguns termos podem ser observados nas falas dos estudantes:

- “Acredito que minha persistência, dedicação e gosto com estudos contribuíram para a conclusão do curso”.
- “A persistência, a curiosidade que me move, o assunto que também é muito pertinente [...]”.
- “A força de vontade de querer concluir o curso e ter a consciência de o quão bom esse curso foi importante pro meu desenvolvimento”
- “Acredito que para o prosseguimento do curso minha calma e determinação foram as características que mais contribuíram”.

Li, Wang e Tan (2018) mencionam que características como a persistência e a determinação podem ampliar as possibilidades de conclusão de MOOC e ativam a vontade de obter sucesso. As respostas dos estudantes confirmaram as perspectivas de Li, Wang e Tan (2018). Além disso, a curiosidade foi mencionada 91 vezes pelos respondentes, indicando forte contribuição para a conclusão dos MOOCs, essa descoberta se assemelha aos resultados do estudo conduzido por Dai *et al.* (2020), os quais identificaram que a curiosidade é um traço do estudante que influencia a intenção de continuar em um MOOC.

Os achados do questionário aberto mostraram que a personalidade atuou no desempenho e na conclusão dos MOOCs. Além disso, as respostas dos estudantes permitiram o reconhecimento de perfis de estudantes com atributos favoráveis para a aprendizagem em cursos on-line, o que contribuiu para o sucesso acadêmico. Outro ponto observado possibilitou perceber que a conclusão dos cursos esteve atrelada a vários elementos, o que justifica o TIPI e o AEQ não terem observado correlações significativas com a conclusão dos MOOCs.

Na dimensão da experiência afetiva, tanto o AEQ quanto o questionário aberto apontaram para vivências de experiências afetivas positivas nos MOOCs, contudo esse ponto do questionário aberto foi limitado visto que os estudantes foram objetivos e não referenciaram quais foram essas emoções e em quais etapas dos cursos se manifestaram. Esse resultado permitiu afirmar que a análise de sentimentos dos fóruns atuou melhor na função de reconhecer emoções de realização do que os questionários.

Os resultados do questionário aberto mostraram que utilizar métodos qualitativos podem amparar as limitações de métodos quantitativos, fornecendo esclarecimentos que não seriam possíveis somente com as análises de correlações.

4.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE OS RESULTADOS

O Capítulo 4 teve como foco apresentar os resultados alcançados com as análises de dados de três MOOCs. O primeiro ponto foi conhecer as características de personalidade dos estudantes, por meio de perfis extraídos por clusters. Nos três MOOCs foi possível notar grupos com características mistas (pontuações moderadas ou altas para certas características e baixas para outras), e a presença do grupo da pontuação alta para quase todos os atributos. O segundo ponto foi o conhecimento das emoções de realização autorrelatadas por estudantes, por meio do AEQ. Nos três MOOCs as emoções de realização positivas foram predominantes. O terceiro ponto correspondeu as análises correlacionais, foram encontradas algumas relações de alguns traços de personalidade com as variáveis acadêmicas, e com algumas emoções de realização. Contudo, são correlações fracas. As emoções de realização não mostraram correlações significativas com o sucesso acadêmico. No quarto ponto, ligado a análise dos fóruns dos MOOCs, a principal descoberta foi que estudantes expressam emoções de realização (positivas e negativas). O último ponto foi a análise das respostas do questionário aberto, as principais evidências levantadas foi que a conclusão de MOOCs está ligada a vários fatores, e as características de personalidade contribuem com o desempenho e permanência dos estudantes nos MOOCs. No próximo Capítulo (o último), são apresentadas as considerações finais desta tese.

5 DISCUSSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa foi executada com o objetivo de levantar os traços de personalidade e as emoções de realização de estudantes de três MOOCs, e suas relações com algumas variáveis acadêmicas.

Os antecedentes da experiência dos estudantes nos MOOCs foram as características de personalidade, medidas pelo TIPI (Inventário de Personalidade de Dez Itens). De acordo com Jensen (2015), um indivíduo pode ter um ou mais traços de personalidade que prevalecem. Nesta tese observou-se que em todos os clusters a conscienciosidade foi uma característica destaque, em que os perfis foram moderados ou altamente autodisciplinados. A principal observação foi que embora os estudantes compartilhassem características em comum, as diferenças mais notáveis residiram nos atributos extroversão e estabilidade emocional.

Com os antecedentes definidos, o passo seguinte foi caracterizar as emoções de realização dos estudantes dos MOOCs. Os achados do AEQ mostraram que as emoções positivas (Prazer e Orgulho) foram predominantes. Os estudantes informaram gostar de adquirir novos conhecimentos, indicaram prazer em suas experiências com as aulas, e sentiram-se orgulhosos com os seus resultados/desempenho alcançados. Na dimensão negativa, as emoções (raiva, ansiedade, vergonha, tédio) foram pouco frequentes nos autorrelatos dos estudantes.

No estudo de Afzal *et al.* (2017), ao coletar emoções de estudantes de um MOOC por meio de autorrelatos, os autores descobriram maior propensão para relatos de emoções positivas, especialmente as emoções prazer, esperança, contentamento, alívio e orgulho, enquanto na dimensão negativa a ansiedade se sobressaiu, e confusão, tédio, frustração e desapontamento também foram observadas. Nesta tese, os resultados foram consistentes com os achados de Afzal *et al.* (2017) - apenas na dimensão positiva em relação às emoções prazer e orgulho, na dimensão negativa os percentuais foram baixos.

A prevalência das emoções positivas nos MOOCs da plataforma Lúmina se vinculam ao fato de que os estudantes que relataram as suas emoções de realização concluíram os cursos. Na Teoria de Controle-Valor das emoções de realização, Pekrun *et al.* (2017) explicam que as realizações também mostram efeitos sobre as emoções. Desta maneira, se os estudantes completaram o curso significa que cumpriram as tarefas, alcançaram desempenho suficiente e receberam a certificação, diante de suas realizações acadêmicas é esperado que relatem emoções positivas.

A partir do reconhecimento da personalidade e das emoções de realização dos estudantes dos MOOCs, foi possível executar as análises correlacionais. No aspecto engajamento, os estudantes do MOOC sobre Acessibilidade, que se visualizam como críticos (característica inversa da agradabilidade, conforme o TIPI) foram mais engajados no curso. No MOOC Neurociência os estudantes com pontuações baixas para estabilidade emocional tiveram menor engajamento no curso do que os estudantes estáveis emocionalmente; enquanto a pontuação alta para abertura a experiência resultou em maior engajamento. No MOOC Produção de Vídeos nenhuma correlação foi encontrada.

Referente ao sucesso acadêmico, no MOOC sobre Acessibilidade, ser agradável correlacionou fracamente com boas notas e com a conclusão do curso, enquanto nos demais MOOCs nenhuma correlação foi encontrada. Observando os resultados das correlações e ligando-os à primeira questão de pesquisa: *Os traços de personalidade de estudantes estão correlacionados com o engajamento e o sucesso acadêmico de estudantes de MOOCs?* foi possível perceber que ter baixa agradabilidade levou os estudantes do curso Acessibilidade a ter maior engajamento, visualizando um número maior de materiais, enquanto no MOOC Neurociência ser aberto à experiência e ter estabilidade emocional resultou em maior engajamento. Para esses dois cursos a personalidade influenciou o engajamento, para o curso Produção de Vídeos a personalidade não apresentou nenhuma correlação. No MOOC sobre Acessibilidade, o traço agradabilidade mostrou relação com o desempenho e conclusão, porém nos demais MOOCs a personalidade não mostrou efeitos no sucesso acadêmico.

No campo dos MOOCs, notou-se na literatura poucos estudos que focalizaram em traços de personalidade, sendo que Chen *et al.* (2016) foi o único estudo encontrado que reconheceram correlação entre conscienciosidade e abertura a experiência com engajamento comportamental de estudantes de um MOOC da plataforma edX. Também foi localizado apenas um estudo ligado ao desempenho, referindo-se à investigação de Hanzaki e Epp (2018) que examinaram o efeito dos cinco fatores de personalidade no desempenho de estudantes de MOOCs. De forma semelhante a esta tese, os autores não perceberam participação notável da personalidade nas notas dos estudantes. Os autores somente constataram a capacidade da personalidade em prever as notas quando a variável “nível de colaboração” dentro do MOOC foi acrescentada.

Quanto ao estudo da relação da personalidade com a variável “conclusão” foram encontradas duas pesquisas: o estudo de Gupta (2021) que detectou que a abertura a experiência e a extroversão relacionaram significativamente com a pretensão de conclusão de MOOCs, e a pesquisa de Loya *et al.* (2015) que encontraram associação da conscienciosidade

com a conclusão de MOOCs. Os resultados desta tese diferiram dos achados de Gupta (2021) e Loya *et al.* (2015), pois somente a agradabilidade mostrou efeitos na conclusão, e especificamente no contexto do curso Acessibilidade, nos outros MOOCs nenhum traço de personalidade mostrou influência na conclusão.

No que refere à relação dos traços de personalidade com as emoções de realização no âmbito de MOOCs, nenhum estudo correlato que combinou esses dois atributos foi encontrado. Diante disso, nesta tese foi efetuada a análise das correlações dos escores do AEQ com as pontuações do TIPI. As principais descobertas mostraram que nos MOOCs Acessibilidade e Produção de Vídeos, as emoções de realização positivas prazer e orgulho mostraram correlações com pontuações altas para abertura a experiência e conscienciosidade. No MOOC Neurociência, o prazer em aprender se correlacionou com as pontuações altas para a conscienciosidade. Os achados também mostraram que ter pontuações moderadas e altas para abertura a experiência e conscienciosidade refletem em pontuações baixas para emoções negativas.

Os resultados da análise correlacional entre o TIPI e o AEQ possibilitou responder à segunda questão de pesquisa: *Existe correlação entre os traços de personalidade e as emoções de realização autorrelatadas por estudantes de MOOCs?*. As descobertas evidenciaram que existem algumas correlações fracas, mostrando que a conscienciosidade e a abertura a experiência foram mais notáveis e tiveram efeitos no prazer e orgulho, e reduzem as chances de registros de emoções negativas. Essas observações estão de acordo com os pressupostos de Keltner (1996), Sander e Fuente (2020), que também observaram a atuação dos traços de personalidade positivos na vivência de emoções positivas.

De acordo com Pekrun (2006), as emoções de realização geram efeitos nas atividades e resultados alcançados por estudantes. Com base nessa premissa também foi realizada análise correlacional entre o AEQ e o sucesso acadêmico (notas e conclusão), e os resultados não apontaram para correlações significativas. Sendo assim, os resultados das correlações do AEQ com o sucesso acadêmico ofereceram suporte para responder à terceira questão de pesquisa: *As emoções de realização influenciam o sucesso acadêmico em MOOCs?*. As emoções de realização não influenciaram o sucesso acadêmico (desempenho e conclusão) de MOOCs. As experiências afetivas (emoções de realização autorrelatadas pelo AEQ) não explicaram o sucesso acadêmico, principalmente em razão dos perfis dos respondentes. As pessoas que enviaram as respostas ao AEQ concluíram os cursos, e independente de pontuar alto ou baixo para emoções positivas e negativas os respondentes chegaram o final do curso, sugerindo que o sucesso esteve atrelado a outras variáveis.

O AEQ demonstrou limitações, principalmente na captura de emoções negativas, diante disso, recorreu-se aos fóruns como recurso complementar da análise, a fim de responder à quarta e última questão de pesquisa: *Os estudantes expressam emoções de realização em fóruns de discussões?*. Os resultados da análise de sentimentos nos fóruns do MOOC sobre Acessibilidade exibiram maiores ocorrências de emoções de realização positivas, sendo 36 emoções de realização positivas desativadoras (PDT) e 35 positivas ativadoras (PAT). Algumas emoções estiveram relacionadas aos sentimentos dos estudantes em relação ao curso, e algumas foram relacionadas à tarefa (descrição de imagens), não representando a experiência afetiva dos estudantes.

No MOOC Produção de Vídeos, as emoções de realização negativas ativadoras (NAT) foram mais frequentes (154 ocorrências), as emoções PDT tiveram 46 ocorrências e as PAT 37. Foram reconhecidas 19 emoções de realização nos fóruns, sendo as mais frequentes o nervosismo e a vergonha, estando vinculadas aos sentimentos de gravar vídeos. A principal descoberta foi a constatação de que em fóruns de MOOCs os estudantes expressam emoções de realização em suas postagens.

Para finalizar as análises de dados, estudantes dos três MOOCs responderam a um questionário aberto (Apêndice C), interrogando-os a respeito da personalidade e dos estados afetivos, a fim de investigar pontos que as análises correlacionais não conseguiram identificar. Os resultados mostraram que os estudantes têm muitas características que definem os seus perfis (e.g., dedicado, esforçado, curioso).

As respostas do questionário aberto comunicaram que a conclusão dos cursos esteve associada a vários elementos (e.g., gostar do tema, o interesse em novos conhecimentos, a qualidade das aulas, didática do professor, o certificado). Esses achados justificaram o TIPI e AEQ não terem apontado correlações significativas com a conclusão, devido a existência de muitos fatores que foram determinantes.

Assim como o AEQ, no questionário aberto, os estudantes também informaram terem vivenciado mais sentimentos positivos, contudo não citaram quais foram as emoções experimentadas. Ao rever o objetivo específico: *utilizar dois métodos para auxiliar o reconhecimento de emoções de realização e traços de personalidade: autorrelato e mineração de texto*, os resultados evidenciaram que análise de sentimentos (mineração de texto) nos fóruns foi o método mais eficiente em comparação ao AEQ (autorrelato) e o questionário aberto, em razão da capacidade do dicionário AEAL identificar nos fóruns as emoções de realização (positivas e negativas), quantificá-las e reconhecer em quais frases ocorreram.

Notou-se também que o uso de mineração de texto em respostas dissertativas obtidas do questionário aberto ofereceu melhor suporte para compreender a participação da personalidade no desempenho e conclusão dos cursos do que as análises estatísticas. Enquanto o questionário aberto teve um olhar qualitativo, a análise correlacional limitou-se a elementos quantitativos, e em muitas situações os dados e os atributos selecionados dos MOOCs não são favoráveis para análise estatística, em razão disso, o questionário aberto providenciou melhores descobertas.

Outro conhecimento obtido a partir do questionário aberto foi referente à atuação da personalidade no desempenho dos estudantes. Muitos estudantes citaram que as suas características de personalidade contribuíram para solucionar as atividades, alcançar boas notas, ter um bom aproveitamento do curso, manter a atenção, dentre outros. Os resultados do questionário aberto também permitiram descobrir que a persistência, força de vontade, curiosidade e determinação foram as características de personalidade favorecedoras para a conclusão dos MOOCs. Com esses resultados elencou-se as seguintes conclusões da tese:

- Os estudantes dos MOOCs tiveram características favorecedoras para o aprendizado no formato EaD.
- Agradabilidade mostrou correlação fraca com engajamento (MOOC Acessibilidade); a estabilidade emocional e a abertura a experiência exibiram correlação fraca com o engajamento (MOOC Neurociência).
- O questionário aberto evidenciou efeitos da personalidade no desempenho e conclusão de MOOCs.
- Traços de personalidade positivos mostram correlações fracas com emoções de realização positivas.
- O AEQ não mostrou correlação com o sucesso acadêmico (desempenho e conclusão dos cursos).
- Estudantes de MOOCs expressaram emoções de realização (positivas e negativas) em mensagens postadas em fóruns.
- Análise de sentimentos foi o melhor método para capturar emoções de realização.
- O questionário aberto foi o melhor instrumento para identificar a influência da personalidade no sucesso acadêmico (desempenho e conclusão de MOOCs).

Embora algumas ausências de correlações tenham sido inesperadas, os estudos de casos com os MOOCs da plataforma Lúmina foram bem sucedidos. Os estudantes dos MOOCs foram muito participativos, o TIPI recebeu um número significativo de respostas, e com o apoio do algoritmo K-means foi possível identificar de forma automatizada os perfis de personalidade dos estudantes. Tanto o AEQ quanto a análise de sentimentos conseguiram capturar as emoções de realização vivenciadas por estudantes, a única limitação foi o AEQ ter recebido respostas apenas de estudantes concluintes, o que impossibilitou saber como foi a experiência afetiva dos estudantes que evadiram dos cursos. As análises correlacionais permitiram fazer diferentes descobertas e os casos que não mostraram correlações foram esclarecidos pelo questionário aberto, permitindo alcançar os objetivos de pesquisa e responder aos questionamentos.

A partir dessas conclusões as principais contribuições desta tese foram distribuídas em três dimensões:

(i) dimensão teórica: traz a intersecção de perspectivas conceituais das áreas de (Educação a Distância, Psicologia e Computação); descoberta de fatores que contribuíram para a conclusão dos MOOCs, extraídos a partir do questionário aberto; descoberta de características de personalidade que foram favoráveis para a permanência nos MOOCs, resultado obtido por meio do questionário aberto. Essas descobertas abrem possibilidades para explorar elementos pontuais ligados ao sucesso acadêmico, podendo embasar futuros estudos, e contribui com avanços científicos.

(ii) dimensão metodológica: faz o levantamento das características de personalidade, efetuando o cruzamento de dois recursos (autorrelato e clusterização); faz apontamentos a respeito de dois métodos (análises correlacionais e questionário aberto), esclarecendo o que ofereceu melhor suporte a pesquisa. Também faz apontamentos a respeito de dois métodos (autorrelato e análise de sentimentos nos fóruns) utilizados no reconhecimento das emoções de realização dos estudantes de MOOCs. Esses apontamentos ajudam na observação de lacunas e de pontos benéficos que são úteis e contribui para a escolha e prática metodológica.

(iii) dimensão tecnológica: implementação de um dicionário customizado para o português capaz de reconhecer e quantificar automaticamente um conjunto de emoções de realização em fóruns de MOOCs, o qual pode ser explorado em outros cursos.

Os achados desta tese contribuem para avanços da área de Educação a Distância em razão dos objetos de estudos serem MOOCs. Para área da Psicologia colabora com novas descobertas referentes ao papel das emoções de realização e da personalidade no sucesso

acadêmico de estudantes. Para área da Ciência da Computação introduz uma alternativa de capturar emoções de realização, com aplicação de técnicas de análise de sentimentos amparada pelo uso de um dicionário em português. Apesar das contribuições, a pesquisa também encontrou algumas limitações, listadas a seguir:

(i) dimensão teórica: nesta tese, lidar com aspectos conceituais de emoções foi o principal desafio. A literatura traz muitos conceitos, e o fato de cada autor ter uma maneira de entender e definir emoções gera muitas dificuldades para quem executa uma pesquisa interdisciplinar (e não tem formação em Psicologia). Além disso, muitas vezes, as escolhas teóricas do pesquisador são conflitantes com as preferências teóricas do leitor.

(ii) dimensão metodológica: os dados quantitativos dos MOOCs do Lúmina nem sempre são favoráveis para análises estatísticas. As variáveis de uso (notas e números de interação) são muito limitadas, nem sempre há uma variação considerável nos dados, sendo necessário recorrer a métodos complementares. Além disso, existem várias formas de mensurar o engajamento e desempenho, e nesta pesquisa foi explorado apenas um método. O Questionário TIPI, utilizado para levantar as características de personalidade tem a proposta de ser um questionário curto, este ponto é vantajoso porque facilita a obtenção de respostas. Por outro lado, não tem a completude de itens que os questionários convencionais abrangem.

(iii) dimensão resultados: os estudantes que contribuíram com as pesquisas (autorrelato das emoções de realização e questionário aberto) são estudantes que finalizaram o curso. Esperava-se que os desistentes também responderiam aos questionários, contudo não aconteceu. Este fato impossibilitou saber sobre as experiências dos estudantes que evadiram dos cursos. No instrumento de autorrelato de emoções de realização, poucos estudantes relataram emoções negativas, a partir disso, não foi possível identificar quais efeitos ou impactos as emoções negativas trazem para o percurso acadêmico em MOOCs. Nos resultados das análises estatísticas, as descobertas diferem em cada curso, dificultando fazer afirmações de forma generalizada.

Mediante as limitações, enquanto trabalhos futuros, considera-se importante agregar outros atributos e métodos de mensurar e analisar os dados (quantitativos e qualitativos). E em continuidade ao levantamento de evidências referentes ao papel da personalidade e das emoções de realizações em MOOCs, sugere-se escolher outros cursos com características diferenciadas, e estudar cursos vinculados a mesma área para fazer a comparação dos resultados.

REFERÊNCIAS

- AFZAL, S.; ROBINSON, P. Modelling Affect in Learning Environments Motivation and Methods. In: *IEEE 10th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, p. 438-442, 2010.
- AFZAL, S.; SENGUPTA, B.; SYED, M.; CHAWLA, N.; AMBROSE, G. A.; CHETLUR, M. The ABC of MOOCs: Affect and Its Inter-Play with Behavior and Cognition. In: *Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, p. 279–284, 2017.
- ALHASAN, K.; CHEN, L.; CHEN, F. Mining Learning Styles for Personalised eLearning. In: *IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovations*, p. 1175-1180, 2018.
- AL-IMARAH, A. A.; SHIELDS, R. MOOCs, disruptive innovation and the future of higher education: A conceptual analysis. **Innovations in Education and Teaching International**, p. 1-12, 2018.
- ALJOHANI, N. R.; DAUD, A.; ABBASI, R. A.; ALOWIBDI, J. S.; BASHERI, M.; ASLAM, M. A. An integrated framework for course adapted student learning analytics dashboard. **Computers in Human Behavior**, vol. 92, p. 679-690, 2019.
- ALMUSHARRAF, A.; ALMUSHARRAF, N. Socio-interactive practices and personality within an EFL online learning environments. **Education and Information Technologies**, s/p, 2021.
- ALONSO, K. M.; SILVA, D. G.; MACIEL, C. Os ambientes virtuais de aprendizagem, participação e interação, ou sobre o muito a caminhar. **Perspectiva**, v. 30, n. 1, p. 77-104, Florianópolis, 2012.
- AMARAL, F. **Aprenda mineração de dados: teoria e prática**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

AN, SIEUN; JI, L-J; MARKS, M.; ZHANG Z. Two Sides of Emotion: Exploring Positivity and Negativity in Six Basic Emotions across Cultures. **Frontiers in Psychology**, vol. 8, article n° 610, p.1-14, Jul. 2017.

ANDERSON, A.; HUTTENLOCHER, D.; KLEINBERG, J.; LESKOVEC, J. Engaging with massive online courses. In: Proceedings of the 23rd international conference on World wide web, p. 687-698, 2014.

ANDRIEȘ, A. M. Positive and Negative Emotions Within the Organizational Context. **Global Journal of Human Social Science**, vol. 11, n° 9, p. 26-40, Dez. 2011.

ANOOPKUMAR, M.; RAHMAN, Z. A Review on Data Mining techniques and factors used in Educational Data Mining to predict student amelioration. In: International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE), p. 1-12, 2016.

ANTONACI, A.; PETER, D.; KLEMKE, R.; BRUYSTEN, T.; STRACKE, C. M.; SPECHT, M. gMOOCs – Flow and Persuasion to Gamify MOOCs. In: Dias, J.; Santos, P.; Veltkamp, R. (eds) Games and Learning Alliance. GALA 2017. Lecture Notes in Computer Science, vol 10653. Springer, Cham, p. 126-136, 2017.

ARGYLE, M.; LITTLE, B. R. Do Personality Traits Apply to Social Behaviour?. **Journal for the Theory of Social Behaviour**, vol. 2, n. 1, p. 1–33, 2007.

AZEVEDO, R.; MILLAR, G. C.; TAUB, M.; MUDRICK, N. V.; BRADBURY, A. E.; PRICE, M. J. Using data visualizations to foster emotion regulation during self-regulated learning with advanced learning technologies. In: Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, Vancouver, p. 444-448, 2017.

BAKKER, A. B.; VERGEL, A. I. S.; KUNTZE, J. Student engagement and performance: A weekly diary study on the role of openness. **Motivation and Emotion**, v. 39, p. 49–62, 2015.

BAQUE, C. J. S.; BAQUE, M. I. S.; IDROVO, J. A. M.; CRUZ, M. A. T. D. L. Positive and negative impacts of MOOCs and Webinars in times of COVID-19 Ecuador. **Sinergias educativas**, v. 6, n. 2, p. 66-79, 2021.

- BARFORD, K. A.; SMILLIE, L. D. Openness and other Big Five traits in relation to dispositional mixed emotions. **Personality and Individual Differences**, v. 102, p. 118-122, 2016.
- BEIRNE, E.; LOCHLAINN, C. M.; MHICHÍL, M. N. G. Moody MOOCs: An Exploration of Emotion in an LMOOC. In: Proceedings of the 10th European Distance and E-Learning Network Research Workshop, p. 22-28, 2018.
- BEIRNE, E.; MHICHÍL, M. N. G.; LOCHLAINN, C. M. Curiouser and Curiouser: The Wonderland of Emotion in LMOOCs. In: Calise, M.; Delgado, Kloos C.; Reich, J.; Ruiperez-Valiente J.; Wirsing, M. (eds). **Digital Education: At the MOOC Crossroads Where the Interests of Academia and Business Converge**. EMOOCs 2019. Lecture Notes in Computer Science: Springer, 2019, p. 13-20.
- BERENBAUM, H.; CHOW, P. I.; SCHOENLEBER, M.; FLORES JR., L. E. Personality and pleasurable emotions. **Personality and Individual Differences**, v. 101, p. 400-406, 2016.
- BESEDA, J.; MACHÁT, Z. MOOCs as a tool for new media education?. **Applied Technologies & Innovations (ATI)**, vol. 10, n. 2, p. 55- 59, 2014.
- BIELEKE, M.; GOGOL, K.; GOETZ, T.; DANIELS, L.; PEKRUN, R. The AEQ-S: A short version of the Achievement Emotions Questionnaire. **Contemporary Educational Psychology**, v. 65, s/n, p. 1-15, 2021.
- BOEHNER, K.; DEPAULA, R.; DOURISH, P.; SENGER, P. How Emotion is Made and Measured. **International Journal of Human-Computer Studies**, vol. 65, n° 4, p. 275-291, Abr. 2007.
- BUCHAN, J.; CEJNAR, L.; KATZ, S. Equity, Diversity and Inclusion Through Online Learning: Using a Massive Open Online Course (MOOC) to Facilitate Acquisition of Specialist Legal Knowledge. Chapter 27. In: Lindgren, K.; Kunc, F.; Coper, M. (eds). **The Future of Australian Legal Education: A Collection**, Thomson Reuters, p. 441-456, 2018.
- CAMARERO-CANO, L.; CANTILLO-VALERO, C. La evaluación de los aprendizajes en los sMOOC. Estudio de caso en el Proyecto Europeo ECO. **Revista Mediterránea de Comunicación**, vol. 7, n.2, p. 21-35, 2016.

CASTILLO, N. M.; LEE, J.; ZAHRA, F. T.; WAGNER, T. A. MOOCs for Development: Trends, Challenges, and Opportunities. **Information Technologies & International Development**, vol. 11, n. 2, p. 35- 42, 2015.

CHAMPAIGN, J.; COLVIN, K. F.; LIU, A.; FREDERICKS, C.; SEATON, D.; PRITCHARD, D. E. Correlating skill and improvement in 2 MOOCs with a student's time on tasks. In: Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference, p. 11-20, 2014.

CHANG, V.; GÜTL, C.; EBNER, M. Trends and Opportunities in Online Learning, MOOCs, and Cloud-Based Tools. In: Voogt, J.; Knezek, G.; Christensen, K-W. Lai (Eds.), **Second Handbook of Information Technology in Primary and Secondary Education**. Cham: Springer International Publishing AG, p. 1-19, 2018.

CHANG-TIK, C. An Analysis of Discipline and Personality in Blended Environments: Do they interact differently in the teaching, cognitive, and social presences?. **Canadian Journal of Learning and Technology**, v. 46, n. 1, p. 1-19, 2020.

CHEN, G.; DAVIS, D.; HAUFF, C.; HOUBEN, G-J. On the Impact of Personality in Massive Open Online Learning. In: *Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization (UMAP '16)*, p. 121-130, 2016.

CHOUHAN, R.; PUROHIT, A. An Approach for Document Clustering using PSO and K-means Algorithm. In: Proceedings of the Second International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC 2018), p. 1380- 1384, 2018.

COHEN, A.; BARUTH. Personality, learning, and satisfaction in fully online academic courses. **Computers in Human Behavior**, vol. 72, July, p. 1-12, 2017.

COSTA, A.; RINCON, J. A.; CARRASCOSA, C.; JULIAN. V.; NOVAIS, P. Emotions detection on an ambient intelligent system using wearable devices. **Future Generation Computer Systems**, vol. 92, p. 479-489, Marc. 2019.

CROSSLEY, S.; PAQUETTE, L.; DASCALU, M.; MCNAMARA, D. S.; BAKER, R. S. Combining Click-Stream Data with NLP Tools to Better Understand MOOC Completion. In: Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge, p. 6-14, 2016.

CRUZ, A.; COLONNA, J.; LEITÃO, G.; SILVA, E.; BARRETO, R.; PRIMO, T. T. Framework para Coleta e Inferência de Estados Emocionais de Alunos Baseado em Reconhecimento de Expressões Faciais. In: Anais do XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2017), p. 997-1006, 2017.

D'ANDREA, A.; FERRI, F.; GRIFONI, P.; GUZZO, T. Approaches, tools and applications for sentiment analysis and implementation. **International Journal of Computer Applications**, v. 125, n. 3, p.26–33, Set. 2015.

D'MELLO, S. A selective meta-analysis on the relative incidence of discrete affective states during learning with technology. **Journal of Educational Psychology**, vol. 105, n. 4, p. 1082–1099, 2013.

DAI, H. M.; TEO, T.; RAPPA, N. A.; HUANG, F. Explaining Chinese university students' continuance learning. **Computers & Education**, 50, p. 1-16, 2020.

DALGALARRONDO, P. **Psicopatologia e semiologia dos transtornos mentais**. 2. ed. Dados eletrônicos. Porto Alegre: Artmed, 2008.

DALIPI, F.; IMRAN, A. S.; KASTRATI, Z. MOOC Dropout Prediction Using Machine Learning Techniques: Review and Research Challenges. In: *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, p. 1007-1014, 2018.

DAMASIO, A. R.; GRABOWSKI, T. J.; BECHARA, A.; DAMASIO, H.; PONTO, L. L. B.; PARVIZI, J.; HICHTWA, R. D. Subcortical and cortical brain activity during the feeling of self-generated emotions. **Nature Neuroscience**, v. 3, n. 10, p. 1049-1056, 2000.

DANTAS, A. C.; MELO, S. L.; FERNANDES, M. A.; TAKAHASHI, E. K. Aplicação para reconhecimento dinâmico de emoções em ambientes virtuais de aprendizagem. In: Anais dos Workshops do IV Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE-LACLO 2015), p. 390- 397, 2015.

DEMETRIOU, C.; OZER, B. U.; ESSAU, C. A. Self-Report Questionnaires. In: Cautin, R. L. Lilienfeld SO, editors. **The encyclopedia of clinical psychology**, p. 1-6, Jan. 2015.

DESMET, P. M. A. Measuring Emotion: development and application of an instrument to measure emotional responses to products. In: Blythe, M. A.; Monk, A. F.; Overbeeke, K.;

and Wright, P.C. (eds), **Funology: From Usability to Enjoyment**, Dordrecht: Kluwer Academic Press, p. 111–123, 2003.

DEWI, M. N. Student's Attitude and Personality Traits Toward English Learning Achievements. **Tanjak: Journal of Education and Teaching**, v. 2, n. 1, p. 35-44, 2021.

DILLON, J.; AMBROSE, G. A.; WANIGASEKARA, N.; CHETLUR, M.; DEY, P.; SENGUPTA, B.; D'MELLO, S. K. Student affect during learning with a MOOC. In: Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge, p. 528-529, 2016.

DING, Y.; ZHAO, T. Emotions, engagement, and self-perceived achievement in a small private online course. **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 36, n. 4, p. 449–457, 2020.

DIVJAK, M.; RUPEL, V. P.; BARTOLJ, T. The Impact of Personality Dimensions on Study Behaviour and Study Attitudes of Online Students. **Mednarodno inovativno poslovanje = Journal of Innovative Business and Management**, v. 11, n. 3, p. 42-50, 2019.

DODSON, M. N.; KITBURI, K.; BERGE, Z. L. Possibilities for MOOCs in Corporate Training and Development. **Performance Improvement**, vol. 54, n°10, p. 14–21, Dez. 2015.

DOO, M. Y.; ZHU, M.; BONK, C. J.; TANG, Y. The effects of openness, altruism and instructional self-efficacy on work engagement of MOOC instructors. **British Journal of Educational Technology**, v. 51, n. 3, p. 743-760, 2020.

DORLAN, R. J. Emotion, Cognition, and Behavior. **Science**, vol. 298, n. 5596, p. 1191-1194, Nov. 2002.

DU, Z.; CHEN, H.; JIANG, J. Research on the big data system of massive open online course. In: IEEE International Conference on Big Data (Big Data), p. 1931–1936, 2016.

EICHHORN, S.; MATKIN, G. W. Massive Open Online Courses, Big Data, and Education Research. **New Directions for Institutional Research**, n° 167, p.27-40, 2016.

EISENBERG, M; FISCHER, GERHARD. MOOCs: A perspective from the learning sciences. *Proceedings of International Conference of the Learning Sciences (ICLS)*, p. 190-197, 2014.

EMBARAK, O.; KHAN, Z.; GURUNG, B. Understanding Students Personality to Detect Their Learning Differences. In: Barolli, L.; Xhafa, F.; Khan, Z.; Odhabi, H. (eds). **Advances in Internet, Data and Web Technologies. EIDWT 2019**. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 29. Cham: Springer, 2019. (p. 383-390)

ERIKSSON, T.; ADAWI, T.; STÖHR, C. “Time is the bottleneck”: a qualitative study exploring why learners drop out of MOOCs. **Journal of Computing in Higher Education**, vol. 29, n. 1, p. 133-146, 2017.

EYONG, E.; DAVID, B.; UMOH, A. The Influence of Personality Trait on the Academic Performance of Secondary School Students in Cross River State, Nigeria, *Journal Of Humanities And Social Science*, v. 19, n. 3, p. 12-19, 2014.

EZEN-CAN, A.; BOYER, K. E.; KELLOGG, S.; BOOTH, S. Unsupervised Modeling for Understanding MOOC Discussion Forums: A Learning Analytics Approach. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Learning Analytics And Knowledge*, p. 146-150, 2015.

FERGUSON, R.; SHARPLES, M. Innovative Pedagogy at Massive Scale: Teaching and Learning in MOOCs. In: Rensing, C.; de Freitas, S.; Ley, T.; Muñoz-Merino, P.J. (eds) **Open Learning and Teaching in Educational Communities. EC-TEL 2014**. Lecture Notes in Computer Science, vol. 8719, p. 98–111, 2014.

FINKLE, T. A.; MASTERS, E. Do MOOCs pose a threat to higher education?. **Research in Higher Education Journal**, vol. 26, p. 1-10, 2014.

FRIJDA, N. H.; MESQUITA, B. The Analysis of Emotions. In: Mascolo, M. F.; Griffin, S. (eds). *What Develops in Emotional Development?. Emotions, Personality, and Psychotherapy*. Boston: Springer, 1998. p. 273-295.

GARCÍA-PEÑALVO, F. J.; FIDALGO-BLANCO, A.; SEIN-ECHALUCE, M. L. An adaptive hybrid MOOC model: Disrupting the MOOC concept in higher education. **Telematics and Informatics**, vol. 35, p. 1018-1030, 2018.

GARDNER, J.; BROOKS, C. Student success prediction in MOOCs. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, v. 28, n.2, p. 127–203, 2018.

GEIGLE, C.; ZHAI, C. Modeling MOOC Student Behavior with Two-Layer Hidden Markov Models. **Journal of Educational Data Mining**, Vol. 9, N° 1, p. 1-24, 2017.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

GOLDSCHMIDT, R.; PASSOS, E.; BEZERRA, E. **Data mining: conceitos, técnicas, algoritmos, orientações e aplicações**. 2ª ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2015.

GOMEZ-ZERMENO, M. G.; GARZA, L. A. D. L. Research Analysis on MOOC Course Dropout and Retention Rates. **Turkish Online Journal of Distance Education (TOJDE)**, vol. 17, n. 2, p. 3-14, 2016.

GOSLING, S. D.; RENTFROW, P. J.; SWANN JR., W. B. A very brief measure of the Big-Five personality domains. **Journal of Research in Personality**, vol. 37, n. 6, Dez, p. 504-528, 2003.

GRANT, M. J.; BOOTH, A. A typology of reviews: an analysis of 14 review types and associated methodologies. **Health Information & Libraries Journal**, v. 26, n. 2, p. 91–108, 2009.

GROCCIA, J. E. What Is Student Engagement?. **New Directions for Teaching and Learning**, n. 154, p. 11-20, 2018.

GUERRERO, M.; HEATON, S.; URBANO, D. Building universities' intrapreneurial capabilities in the digital era: The role and impacts of Massive Open Online Courses (MOOCs). **Technovation**, v. 99, p. 1-19, 2021.

GUPTA, K. P. Understanding learners' completion intention of massive open online courses (MOOCs): role of personality traits and personal innovativeness. **International Journal of Educational Management**, v. 35, n.4, p. 848-865, 2021.

GUPTA, L.; LEHAL, G. S. A Survey of Text Mining Techniques and Applications. **Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence**, vol. 1, n.1, p. 60-76, 2009.

HAAVIND, S.; SISTEK-CHANDLER, C. The Emergent Role of the MOOC Instructor: A Qualitative Study of Trends Toward Improving Future Practice. **International Journal on E-Learning**, vol. 14, n. 3, p. 331-350, July. 2015.

HAN, Z-M.; HUANG, C-Q.; YU, J-H.; TSAI, C.C. Identifying patterns of epistemic emotions with respect to interactions in massive online open courses using deep learning and social network analysis. **Computers in Human Behavior**, v. 122, p. 1-16, 2021.

HANZAKI, M. R.; EPP, C. D. M. The Effect of Personality and Course Attributes on Academic Performance in MOOCs. In: Pammer-Schindler, V.; Pérez-Sanagustín, M.; Drachsler, H.; Elferink, R.; Scheffel, M. (eds) Lifelong Technology-Enhanced Learning. EC-TEL 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11082. Springer, Cham, 2018.

HARLEY, J. M.; LAJOIE, S. P.; TRESSEL, T.; JARRELL, A. Fostering positive emotions and history knowledge with location-based augmented reality and tour-guide prompts. **Learning and Instruction**, v. 70, p. 1-16, 2020.

HASCHER, T. Learning and Emotion: perspectives for theory and research. **European Educational Research Journal**, vol. 9, n. 1, p. 13-28, 2010.

HENDERIKX, M.; LOHR, A.; KALZ, M. Enjoyed or Bored? A Study into Achievement Emotions and the Association with Barriers to Learning in MOOCs. In: Scheffel, M.; Broisin, J.; Pammer-Schindler, V.; Ioannou, A.; Schneider, J. (eds). **Transforming Learning with Meaningful Technologies**. EC-TEL 2019. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2019. V 11722, p. 15-27.

HERNÁNDEZ-GARCÍA, A.; ACQUILA-NATALE, E.; CHAPARRO-PELÁEZ, J.; CONDE, M. A. Predicting teamwork group assessment using log data-based learning analytics. **Computers in Human Behavior**, vol. 89, p. 373-384, Dez. 2018.

HOWELL, J. A.; ROBERTS, L. D.; MANCINI, V. O. Learning analytics messages: Impact of grade, sender, comparative information and message style on student affect and academic resilience. **Computers in Human Behavior**, vol. 89, p. 8-15, Dez. 2018.

IBRAHIMOGLU, N.; UNALDI, I.; SAMANCIOGLU, M.; BAGLIBEL, M. The relationship between personality traits and learning styles: A cluster analysis. **Asian Journal of management Sciences and Education**, vol. 2, n. 3, p. 93-108, 2013.

ISIDRO, C.; CARRO, R. M.; ORTIGOSA, A. Dropout Detection in MOOCs: An Exploratory Analysis. In: International Symposium on Computers in Education (SIIE), p. 1-6, 2018.

JACOBSEN, D. Y. Dropping Out or Dropping In? A Connectivist Approach to Understanding Participants' Strategies in an e-Learning MOOC Pilot. **Technology, Knowledge and Learning**, vol. 24, n.1, p. 1-21, 2019.

JENSEN, M. Personality Traits, Learning and Academic Achievements. **Journal of Education and Learning**, v. 4, n. 4, p. 91-118, 2015.

JOHINA; KAMRA, V. A Review: Data Mining Technique Used in Education Sector. **International Journal of Computer Science and Information Technologies**, vol. 6, n. 3, p. 2928-2930, 2015.

KALLEL, I.; FOURATI, H. C. Integrating Emotion Extraction from Text into Moodle E-learning Platform. In: 17th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET), s/p, 2018.

KANT, R. Interrelationship between Personality Traits and Emotional Intelligence of Secondary Teachers in India. **International Journal of Evaluation and Research in Education**, vol. 3, n.3, Set, p. 158-168, 2014.

KARUNARATNE, T.; BYUNGURA, J. C. Using Log Data of Virtual Learning Environments to Examine the Effectiveness of Online Learning for Teacher Education in Rwanda. In: IST-Africa Week Conference (IST-Africa), p. 1-12, 2017.

KELLER, H.; KARAU, S. J. The importance of personality in students' perceptions of the online learning experience. **Computers in Human Behavior**, vol. 29, n. 6, nov, p. 2494-2500, 2013.

KELTNER, D. Facial Expressions of Emotion and Personality. *Handbook of Emotion, Adult Development, and Aging*, p. 385-401, 1996.

KHALIL, M.; EBNER, M. A STEM MOOC for School Children – What Does Learning Analytics Tell us?. In: Proceedings of 2015 International Conference on Interactive Collaborative Learning (ICL), Florence, Italy, p. 1217- 1221, 2015.

KHALIL, M.; EBNER, M. What Massive Open Online Course (MOOC) Stakeholders Can Learn from Learning Analytics?. In: Spector, M.; Lockee, B.; Childress M. (eds) **Learning, Design, and Technology**. Springer, Cham, p. 1–30, 2016.

KIM, M. K.; KETENCI, T. The role of expressed emotions in online discussions. **Journal of Research on Technology in Education**, v. 52, n. 1, p. 95-112, 2019.

KOP, R. The Challenges to Connectivist Learning on Open Online Networks: Learning Experiences during a Massive Open Online Course. **International Review of Research in Open and Distance Learning**, vol. 12, n. 3, p. 19-38, Mar. 2011.

KORT, N.; REILLY, R.; PICARD, R. W. An Affective Model of Interplay Between Emotions and Learning: Reengineering Educational Pedagogy-Building a Learning Companion. In: ICALT '01 Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, p. 43-46, 2001.

KUMAR, J. A.; AL-SAMARRAIE, H. An Investigation of Novice Pre-University Students' Views towards MOOCs: The Case of Malaysia. **The Reference Librarian**, v. 60, n. 2, p. 134-147, 2019.

KUMARI, P.; NAAZ, I. Digital learning through MOOCs: Advantages, Outcomes & Challenges. **Sambodhi Journal**, v. 43, n. 4, p. 18-22, 2020.

LAJOIE, S. P.; PEKRUN, R.; AZEVEDO, R.; LEIGHTON, J. P. Understanding and measuring emotions in technology-rich learning environments. **Learning and Instruction**, v. 70, p. 1-6, 2020.

LAKRAMI, F.; LABOUIDYA, O.; ELKAMOUN, N. Towards the development of a pedagogical approach using MOOCs in traditional classrooms to support teaching in higher education in MOROCCO. **International Journal of Information Science & Technology**, vol. 3, n. 2, p. 20-28, 2019.

LANGSETH, I; HAUGSBAKKEN, H. Blended learning (b)MOOC. In: Proceedings of the 2th MOOCs in Scandinavia Conference, Gothenburg, Sweden, s/p, 2016.

LAU, K. H. V.; FAROOQUE, P.; LEYDON, G.; SCHWARTZ, M. L.; SADLER, R. M.; MOELLER, J. J. Using learning analytics to evaluate a video-based lecture series. **Medical Teacher**, vol. 40, n.1, p. 91–98, 2017.

LAURANS, G.; DESMET, P. M. A.; HEKKERT, P. P. M. Assessing Emotion in Interaction: some problems and a new approach. In: International Conference on Designing Pleasurable Products and Interfaces, p. 1-10, 2009.

LAVETI, R. N.; KUPPILI, S.; JANAKI CH.; PAL, S. N.; BABU, N. S. C. Implementation of Learning Analytics Framework for MOOCs using State-of-the-art In-Memory Computing. In: 5th National Conference on E-Learning & E-Learning Technologies (ELELTECH), p. 1- 6, 2017.

LENTON, P. Personality characteristics, educational attainment and wages: an economic analysis using the British cohort study. In: The Sheffield Economic Research Paper Series, SERPS no. 2014011, p. 1-32, 2014.

LEONY, D.; MUÑOZ-MERINO, P. J.; RUIPÉREZ-VALIENTE, J. A.; PARDO, A.; KLOOS, C. D. Detection and Evaluation of Emotions in Massive Open Online Courses. **Journal of Universal Computer Science**, vol. 21, n. 5, p. 638- 655, 2015.

LETZRING, T. D.; ADAMCIK, L. A. Personality traits and affective states: Relationships with and without affect induction. **Personality and Individual Differences**, v. 75, p. 114-120, 2015.

LI, B.; WANG, X.; TAN, S. C. What makes MOOC users persist in completing MOOCs? A perspective from network externalities and human factors. **Computers in Human Behavior**, 85, p. 385-395, 2018.

LITTLEJOHN A., HOOD N. The Many Guises of MOOCs. In: Reconceptualising Learning in the Digital Age. SpringerBriefs in Education. Springer, Singapore, p. 1-19, 2018.

LIU, B.; XING, W.; ZENG, Y.; WU, Y. Quantifying the Influence of Achievement Emotions for Student Learning in MOOCs. **Journal of Educational Computing Research**, v. 59, n. 3, p. 429–452, 2021.

LIU, M.; ZOU, W.; LI, C.; SHI, Y.; PAN, Z.; PAN, X. Using Learning Analytics to Examine Relationships Between Learners' Usage Data with Their Profiles and Perceptions: A Case Study of a MOOC Designed for Working Professionals. In: Ifenthaler, D.; Mah, DK.; Yau, JK. (eds) Utilizing Learning Analytics to Support Study Success. Springer, Cham, p. 275–294, 2019.

LIU, Y. Study on the Influence of Emotion Factors in Second Language Acquisition. In: International Conference on Financial Management, Education and Social Science (FMESS 2017), p. 261-264, 2017. DOI: 10.25236/fmess.2017.55.

LOIZZO, J.; ERTMER, P. A. MOOCocracy: the learning culture of massive open online courses. **Educational Technology Research and Development**, vol. 64, n° 6, p. 1013–103, 2016.

LONGHI, M. T. **Mapeamento de Aspectos Afetivos em um Ambiente Virtual de Aprendizagem**. Porto Alegre: UFRGS, 2011. 273 f. Tese (Doutorado em Informática na Educação), Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

LÓPEZ, M. G. M.; AGUILAR, A. P. Emotions as Learning Enhancers of Foreign Language Learning Motivation. **PROFILE**, vol. 15, n. 1, p. 109-124, Abr. 2013.

LOYA, A.; GOPAL, A.; SHUKLA, I.; JERMANN, P.; TORMEY, R. Conscientious Behaviour, Flexibility and Learning in Massive Open On-Line Courses. **Procedia Social and Behavioral Sciences**, v. 191, p. 519 – 525, 2015.

LU, O. H. T.; HUANG, J. C. H.; HUANG, A. Y. Q.; YANG, S. J. H. Applying learning analytics for improving students engagement and learning outcomes in an MOOCs enabled collaborative programming course. **Interactive Learning Environments**, vol. 25, n. 2, p. 220–234, 2017.

MAKHWATHANA, R. M.; MUDZIELWANA, N. P.; MULOVEDZI, S. A.; MUDAU, T. J. Effects of Teachers' Emotions in Teaching and Learning in the Foundation Phase. **Journal of Psychology**, vol. 8, n. 1, p. 28-35, 2017.

MAMMADOV, S. Big Five personality traits and academic performance: A meta-analysis. **Journal of Personality**, p. 1-34, 2021.

MARTINEZ, R.; YACEF, K.; KAY, J.; AL-QARAGHULI, A.; KHARRUFA, A. Analysing frequent sequential patterns of collaborative learning activity around an interactive tabletop. In: Proceedings of the 4th international conference on educational data mining, p. 111–120, 2011.

MATCHA, W.; GAŠEVIĆ, D.; JOVANOVIĆ, J.; UZIR, N. A.; OLIVER, C. W.; MURRAY, A.; GASEVIC, D. Analytics of Learning Strategies: the Association with the Personality Traits. In: *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK '20)*, March, Frankfurt, Germany, p. 151-160, 2020.

MAYER, R. E. Searching for the role of emotions in e-learning. **Learning and Instruction**, v. 70, p. 1-3, 2020.

McRORIE, M.; SNEDDON, I.; SEVIN, E.; BEVACQUA, E.; PELACHAUD, C. A model of personality and emotional traits. In: Ruttkay, Z.; Kipp, M.; Nijholt, A.; Vilhjálmsson, H. H. (eds) *Intelligent Virtual Agents. IVA 2009. Lecture Notes in Computer Science*, vol 5773. Springer: Berlin. LNCS, vol. 5773, p. 27–33. Springer, Heidelberg, 2009.

MEHRABI, M.; SAFARPOUR, A. R.; KESHTKAR, A. A. Massive Open Online Courses (MOOCs) Dropout Rate in the World: A Systematic Review Protocol. **Research Square**, p. 1-9, 2020.

MELO, S. L.; DANTAS, A. C.; FERNANDES, M. A. Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas. In: *Anais do XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, p. 967- 976, 2017.

MELO, S. L.; MOURA, F. F.; MACEDO, K.; ALVES, F S. R.; FERNANDES, M. A. Estudo comparativo de técnicas computacionais para classificação de emoções. In: *XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, Dourados, p.456-465, 2014.

MIGALI, G.; ZUCHELLIC, E. Personality traits, forgone health care and high school dropout: Evidence from US adolescents. **Journal of Economic Psychology**, v. 62, p. 98-119, 2017.

MILLIGAN, S. K. Methodological foundations for the measurement of learning in learning analytics. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, p. 466-470, 2018.

MOHAMMAD, S. M. Sentiment Analysis: Detecting Valence, Emotions, and Other Affectual States from Text. In: Meiselman, H. L. **Emotion Measurement**. Elsevier, p. 201–237, 2016.

MONTERO, C. S.; SUHONEN, J. Emotion Analysis Meets Learning Analytics – Online Learner Profiling beyond Numerical Data. In: Proceedings of the 14th Koli Calling International Conference on Computing Education Research, p. 165-169, 2014.

MOREIRA, P. A. S.; CUNHA, D.; INMAN, R.; OLIVEIRA, J. Integrating Healthy Personality Development and Educational Practices: The Case of Student Engagement with School. In: GARCIA, D.; ARCHER, T.; KOSTRZEWA, R. (eds). **Personality and Brain Disorders. Contemporary Clinical Neuroscience**. Springer: Cham, 2019. p. 227-250.

MOREIRA, P.; A PEDRAS, S.; POMBO, P. Students' Personality Contributes More to Academic Performance than Well-Being and Learning Approach—Implications for Sustainable Development and Education. **European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education**, v. 10, n. 4, p. 132-1149, 2020.

MOREIRA, P.; CUNHA, D.; INMAN, R. A. Achievement Emotions Questionnaire-Mathematics (AEQ-M) in adolescents: Factorial structure, measurement invariance and convergent validity with personality. **European Journal of Developmental Psychology**, v. 16, n.6, p. 750-762, 2019.

MORENO-MARCOS, P. M.; ALARIO-HOYOS, C.; MUÑOZ-MERINO, P. J.; ESTÉVEZ-AYRES, I.; KLOOS, C. D. Sentiment Analysis in MOOCs: A case study. In: IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON), p. 1489- 1496, 2018.

MULLIGAN, K.; SCHERER, K. R. Toward a Working Definition of Emotion. **Emotion Review**, v. 4, n. 4, p. 345–357, 2012.

NAMRATHA, B.; SHARMA, N. Educational Data Mining –Applications and Techniques. **International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)**, vol. 7, n. 2, p. 484- 488, 2016.

NGUYEN, T. D.; CANNATA, M.; MILLER, J. Understanding student behavioral engagement: Importance of student interaction with peers and teachers. **The Journal of Educational Research**, v. 111, n. 2, p. 1-12, 2016.

NIGAM, N.; YADAV, D. Lexicon-Based Approach to Sentiment Analysis of Tweets Using R Language. In: Singh, M.; Gupta, P.; Tyagi, V.; Flusser, J.; Ören T. (eds). **Advances in Computing and Data Science**. Singapore: Springer, 2018. p. 154-164.

NYLÉN, A.; THOTA, N.; ECKERDAL, A.; KINNUNEN, P.; BUTLER, M.; MORGAN, M. Multidimensional analysis of creative coding MOOC forums: a methodological discussion. In: Proceedings of the 15th Koli Calling Conference on Computing Education Research, p. 137-141, 2015.

O'REILLY, U-M.; VEERAMACHANENI, K. Technology for Mining the Big Data of MOOCs. **Research & Practice in Assessment**, v. 9, p. 29–37, 2014.

OATLEY, K.; JOHNSON-LAIRD, P. N. Cognitive Approaches to Emotions. **Trends in Cognitive Sciences**, vol. 18, n° 3, p. 134-140, Mar. 2014.

OKOJI, O. O.; SULAIMON, S. D. Personality Traits as Correlates of Adult Learners' Academic Performance in Literacy Education Centres in Ilorin, Kwara State in Nigeria. **Papers in Education and Development**, v. 28, n. 1, p. 153-166, 2020.

OLOWOOKERE, E. I.; OMONIJO, D. O.; ODUKOYA, J. A.; ANYAEGBUNAM, M. C. Exploring the Effect of Gender and Personality Characteristics on Educational Performance. **Journal of Educational and Social Research**, v. 10, n. 5, p. 99-107, 2020.

OVESLEOVÁ, H. User-Interface Supporting Learners' Motivation and Emotion: A Case for Innovation in Learning Management Systems. In: Marcus A. (eds) Design, User Experience, and Usability: Novel User Experiences. DUXU 2016. Lecture Notes in Computer Science, vol. 9747. Springer, Cham, p. 67-75, 2016.

PATWA, N.; SEETHARAMAN, A.; SREEKUMAR, K.; PHANI, S. Learning Analytics: Enhancing the Quality of Higher Education. **Research Journal of Economics**. vol. 2, n°2, p. 1-7, 2018.

PEKRUN, R. Achievement emotions: a control-value theory perspective. In: Patulny, R.; Bellocchi, A.; Olson, R. E.; Khorana, S.; McKenzie, J.; Peterie, M. **Emotions in Late Modernity**. Routledge, p. 142–157, 2019. <https://doi.org/10.4324/9781351133319-13>.

PEKRUN, R. CUSACK, A.; MURAYAMA, K.; ELLIOT, A. J.; THOMAS, K. The power of anticipated feedback: Effects on students' achievement goals and achievement emotions. **Learning and Instruction**, v. 29, p. 115-124, 2014.

PEKRUN, R. Emotion and Achievement During Adolescence. **Child Development Perspectives**. v. 11, n. 3, p. 215–221, 2017.

PEKRUN, R. Emotions as Drivers of Learning and Cognitive Development. In: Calvo, R. A.; D'Mello, S. K. (eds) **New Perspectives on Affect and Learning Technologies. Explorations in the Learning Sciences, Instructional Systems and Performance Technologies**, vol 3. Springer, New York, p. 23-39, 2011.

PEKRUN, R. The Control-Value Theory of Achievement Emotions: Assumptions, Corollaries, and Implications for Educational Research and Practice. **Educational Psychology Review**, v. 18, p. 315–341, 2006.

PEKRUN, R. The Impact of Emotions on Learning and Achievement: Towards a Theory of Cognitive Motivational Mediators. **Applied Psychology: an international review**, vol. 41, n. 4, 359-376, 1992.

PEKRUN, R. Using Self-Report to Assess Emotions in Education. In: Zembylas M., Schutz P. (eds). **Methodological Advances in Research on Emotion and Education**. Springer, Cham, p. 43-54, 2016.

PEKRUN, R.; ELLIOT, A. J.; MAIER, M. A. Achievement Goals and Achievement Emotions: Testing a Model of Their Joint Relations with Academic Performance. **Journal of Educational Psychology**, v. 101, n. 1, p. 115–135, 2009.

PEKRUN, R.; FRENZEL, A. C.; GOETZ, T.; PERRY, R. P. The control-value theory of achievement emotions: An integrative approach to emotions in education. In: Schutz, P. A.; Pekrun, R. **Emotion in education**. San Diego: Academic Press, 2007. p. 13–36.

PEKRUN, R.; GOETZ, T.; FRENZEL, A. C.; BARCHFELD, P.; PERRY, R. P. Measuring emotions in students' learning and performance: The Achievement Emotions Questionnaire (AEQ). **Contemporary Educational Psychology**, vol. 36, n.1, p. 36–48, 2011.

PEKRUN, R.; LICHTENFELD, S.; MARSH, H. W.; MURAYAMA, K. Achievement Emotions and Academic Performance: Longitudinal Models of Reciprocal Effects. **Child Development**, v. 88, n. 5, p.1653–1670, 2017.

PERRY, G.; PADOVANI, H.; SOUZA, N.; ROSSATTO, P. What affects permanence in a MOOC about Chemistry?. **International Journal of Innovation Education and Research**, vol. 7, n. 3, p. 19-29, 2019.

PIKE, G.; GORE, H. The Challenges of Massive Open Online Courses (MOOCs). In: Baxter, J.; Callaghan, G.; McAvoy, J. (eds) *Creativity and Critique in Online Learning*. Palgrave Macmillan, Cham, p. 149-168, 2018.

PILLI, A.; ADMIRAAL, W. A Taxonomy of Massive Open Online Courses. **Contemporary Educational Technology**, vol. 7, n. 3, p. 223-240, 2016.

PIMENTEL, C. E.; FERREIRA, D. C. S.; VARGAS, M. M.; MAYNART, V. A. P.; MENDONÇA, D. C. Preferência por Estilos de Filmes e Suas Diferenças nos Cinco Fatores de Personalidade. **Pesquisas e Práticas Psicossociais**, vol. 9, n. 2, São João del-Rei, julho/dezembro, p. 233-244, 2014.

POROUHAN, P.; PREMCHAI SWADI, W. Behavioral Performance Evaluation and Emotion Analytics of a MOOC Course via Fuzzy Modeling. In: Sixteenth International Conference on ICT and Knowledge Engineering, p. 1-8, 2018.

PURKAYASTHA, N.; SINHA, M. K. Unstoppable Study with MOOCs During COVID 19 Pandemic: a study. **Library Philosophy and Practice (e-journal)**, s/p, 2021.

QIN, L. Research on Computer Education based on MOOC. In: 5th International Conference on Education Technology, Management and Humanities Science (ETMHS 2019), p. 311- 314, 2019.

RACCANELLO, D.; BRONDINO, M.; CRESCENTINI, A.; CASTELLI, L.; CALVO, S. A brief measure for school-related achievement emotions: The achievement Emotions Adjective List (AEAL) for secondary students. **European Journal of Developmental Psychology**, p. 1-19, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1080/17405629.2021.1898940>.

RAGOT, M.; MARTIN, N.; EM, S.; PALLAMIN, N.; DIVERREZ, J-M. Emotion Recognition Using Physiological Signals: Laboratory vs. Wearable Sensors. In: Ahram T., Falcão C. (eds) **Advances in Human Factors in Wearable Technologies and Game Design**. AHFE 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 608. Springer, Cham, p. 15-22, 2018.

RAMZAN, N.; PALKE, S.; CUNTZ, T.; GIBSON, R.; AMIRA, A. Emotion Recognition by Physiological Signals. In: Society for Imaging Science and Technology, p. 1-6, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.2352/ISSN.2470-1173.2016.16.HVEI-129>.

RANĐELOVIĆ, D.; VUJIČIĆ, M.; NIKOLIĆ, G. Relationships between personality traits, negative affectivity and procrastination in high school students. *Vojnosanitetski preglod*, p. 1-19, 2019.

RASID, N.; NOHUDDIN, P. N.; ALIAS, H.; HAMZAH, I.; NORDIN, A. I. Using data mining strategy in qualitative research. In: Zaman, B. H.; Robinson, P.; Smeaton, A. F.; Shih, T. K. Velastin, S.; Terutoshi, T.; Jaafar, A.; Ali, N. M. **Advances in Visual Informatics**. Bangi: Springer, 2017. p. 100-111. doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-70010-610>.

REINDERS, H. Learning analytics for language learning and teaching. **Jalt Call Journal**, vol. 14, n. 1, p. 77-86, 2018.

REISENZEIN, R. Appraisal processes conceptualized from a schema-theoretic perspective. In Scherer, K. R.; Schorr, A; Johnstone, T. (Eds.). **Appraisal processes in emotion**. UK: Oxford University Press, 2001. p. 187–201.

REVELLE, W.; SCHERER, K. R. Personality and emotion. To appear in the Oxford Companion to the Affective Sciences. Oxford University Press, Oxford, p. 1–4, 2009.

RIEBER, L. P. Participation patterns in a massive open online course (MOOC) about statistics. **British Journal of Educational Technology**, vol. 48, n°36, p. 1295-1304, 2016.

RIENTIES B.; RIVERS, B. A. Measuring and Understanding Learner Emotions: Evidence and Prospects. *Learning Analytics Review*. Learning Analytics Community Exchange, 2014. Disponível em: <http://laceproject.eu/publications/learning-analytics-and-emotions.pdf>. Acesso em 27 de Março de 2019.

RIGO, S. J.; ALVES, I. M.; GAZOLA, O.; BELAU, F.; BARBOSA, J. L. V.; COSTA, C. Abordagem linguística para identificação da dimensão afetiva expressa em textos de Ambientes Virtuais de Aprendizagem – um Léxico da Emoção. In: XXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2013), p. 738-747, 2013.

ROCCAS, S.; SAGIV, L.; SCHWARTZ, S. H.; KNAFO, A. The Big Five personality factors and personal values. **Personality and Social Psychology Bulletin**, vol. 28, n. 6, p. 789 – 801, 2002.

RODRIGUES, M.; GONÇALVES, S.; CARNEIRO, D.; NOVAIS, P.; FDEZ-RIVEROLA, F. Keystrokes and Clicks: Measuring Stress on E-learning Students. In: Casillas J., Martínez-López, F.; Vicari, R.; De la Prieta F. (eds) Management Intelligent Systems. **Advances in Intelligent Systems and Computing**. Springer, Heidelberg, vol. 220, p. 119–126, 2013.

RODRÍGUEZ, M. C.; GONZÁLEZ, M. A. C.; ÁLVAREZ, A.; LARRAÑAGA, M.; MONÉS, A. M.; MUÑOZ-MERINO, P. J.; HÉRNÁNDEZ-GARCÍA, A.; PASTOR, R.; CRUZ-BENITO, J.; MUÑOZ, S. R.; GUENAGA, M. Learning Analytics Trends and Challenges in Engineering Education. In: IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON), p. 2066- 2070, 2018.

RODRIGUEZ, P.; ORTIGOSA, A.; CARRO, R. M. Detecting and making use of emotions to enhance student motivation in e-learning environments. **International Journal of Continuing Engineering Education and Life-Long Learning**, vol. 24, n. 2, p. 168-183, 2014.

ROGERS, Y.; SHARP, H.; PREECE, J. **Design de Interação: além da interação humano-computador**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013.

ROMERO, C.; VENTURA, S. Data mining in education. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, vol. 3, n. 1, 12–27, 2012.

ROSENBERG, E. L. Level of analysis and the organization of affect. **Review of General Psychology**, v. 2, n. 3, p. 247–270, 1998.

ROTHKRANTZ, L. New Didactic Models for MOOCs. In: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU 2017), p. 505-512, 2017.

ROWE, A. D.; FITNESS, J.; WOOD, L. N. University student and lecturer perceptions of positive emotions in learning. **International Journal of Qualitative Studies in Education**, vol. 28, n. 1, p. 1–20, 2015.

RUIPÉREZ-VALIENTE, J. A.; MUÑOZ-MERINO, P. J.; LEONY, D.; KLOOS, C. D. ALAS-KA: A learning analytics extension for better understanding the learning process in the Khan Academy platform. **Computers in Human Behavior**, v. 47, p. 139–148, 2015.

ŠAFRANJ, J.; GOJKOV-RAJČ, A. The Role of Personality Traits in the Choice and Use of Language Learning Strategies. **Društvena istraživanja**, v. 28, n. 4, p. 691-709, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.5559/di.28.4.07>.

SANCHEZ-GORDON, S.; LUJÁN-MORA, S. MOOCs gone wild. In: Proceedings of the 8th International Technology, Education and Development Conference (INTED 2014), Valencia (Spain), p. 1449-1458, 2014.

SÁNCHEZ-VERA, M-D-M.; LEÓN-URRUTIA, M.; DAVIS, H. Challenges in the Creation, Development and Implementation of MOOCs: Web Science Course at the University of Southampton. **Comunicar**, vol. XXII, nº 44, p. 37-43, 2015.

SANDANAYAKE, T. C.; MADURAPPERUMA, A. P. Computational model for affective e-Learning: Developing a model for recognising E-Learner's emotions. In: IEEE International Conference in MOOC, Innovation and Technology in Education (MITE), p. 174-179, 2013.

SANDANAYAKE, T. C.; MADURAPPERUMA, A. P. Novel Approach for Online Learning Through Affect Recognition. In: 5th International Conference on Distance Learning and Education, p. 72-77, 2011.

SANDER, P.; FUENTE, J. D. L. Modelling students' academic confidence, personality and academic emotions. **Current Psychology**, s/p, Jul., 2020.

SANTOS, F. D. **Descoberta do desânimo de alunos em ambientes virtuais de ensino e aprendizagem: um modelo a partir da mineração de dados educacionais**. Porto Alegre: UFRGS, 2016. 175 f. Tese (Doutorado em Informática na Educação), Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

SANTOS, F. D.; BERCHT, M. Análise da disposição afetiva do aluno em um AVEA: descoberta do desânimo. In: XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2014), p. 119-123, 2014.

SAVALIYA, A.; BHATIA, A.; BHATIA, J. Application of Data Mining Techniques inIoT: A Short Review. **International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology (IJSRSET)**, v. 4, n. 2, p. 218–223, 2018. Disponível em: <https://ijsrset.com/paper/3547.pdf>.

SCHERER, K. R. What are emotions? And how can they be measured?. **Social Science Information**, vol. 44, n° 4, p. 695–729, 2005.

SCHUMACHER, C.; IFENTHALER, D. Features students really expect from learning analytics. **Computers in Human Behavior**, Vol. 78, p. 397-407, Jan. 2018.

SCHWEDER, S. Mastery goals, positive emotions and learning behavior in self-directed vs. teacher-directed learning. **European Journal of Psychology of Education**, v. 35, p. 205–223, 2020.

SEDRAKYAN, G.; MALMBERG, J.; VERBERT, K.; JÄRVELÄ, S.; KIRSCHNER, P. A. Linking learning behavior analytics and learning science concepts: Designing a learning analytics dashboard for feedback to support learning regulation. **Computers in Human Behavior**, p. 1-15, Maio. 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2018.05.004>.

SHAO, K.; PEKRUN. R.; MARSH, H. W.; LODERER, K. Control-value appraisals, achievement emotions, and foreign language performance: A latent interaction analysis. **Learning and Instruction**, v. 69, p. 1-12, 2020.

SHIOTA, M. N.; KELTNER, D.; JOHN, O. Positive emotion dispositions differentially associated with Big Five personality and attachment style. **The Journal of Positive Psychology**, abr, vol. 1, n. 2, p. 61-71, 2006.

SILVA, D. R.; MARTINS, S. L.; MACIEL, C. Identification and systematization of indicatives and data mining techniques for detecting evasion in distance education. In: *Twelfth Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO)*. La Plata, Argentina: IEEE, 2017.

SILVA, L. A.; PERES, S. M.; BOSCARIOLI, C. **Introdução à mineração de dados: com aplicações em R**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

SILVA, P. G. **Aprendizagens em massive open online course (MOOC)**. Porto Alegre: UFRGS, 2016. 150 f. Tese (Doutorado em Informática na Educação), Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

SINHA, T.; JERMANN, P.; LI, N.; DILLENBOURG, P. Your click decides your fate: Inferring Information Processing and Attrition Behavior from MOOC Video Clickstream

Interactions. In: Proceedings of the Empirical Methods in Natural Language Processing Workshop on Modeling Large Scale Social Interaction in Massively Open Online Course (EMNLP), p. 3-14, 2014.

SORIĆ, I.; PENEZIĆ, Z.; BURIC, I. The Big Five personality traits, goal orientations, and academic achievement. **Learning and Individual Differences**, v. 54, p. 126-134, 2017.

SOUTTER, A. R. B.; BATES, T. C.; MÖTTUS, R. Big Five and HEXACO Personality Traits, Proenvironmental Attitudes, and Behaviors: A Meta-Analysis. **Perspectives on Psychological Science**, v. 15, n. 4, p. 913-941, 2020.

SOUZA, N. S.; PERRY, G. T. Uma Investigação sobre as Finalidades e Contribuições da Análise de Sentimentos em MOOCs. Anais do CIET:EnPED:2020 - Congresso Internacional de Educação e Tecnologias/Encontro de Pesquisadores em Educação a Distância), São Carlos, 2020. Disponível em: <https://cietenped.ufscar.br/submissao/index.php/2020/article/view/966>.

SOUZA, N. S.; PERRY, G. T. Women's participation in MOOCs in the IT area. **Computers & Education**, v. 173, p. 1-11, 2021.

SOUZA, N. S.; SANTIAGO, G.; LIMA, J. V.; CANTO FILHO, A. B.; PERRY, G. T. Análise das Trajetórias de Aprendizagem de Estudantes Inscritos em um MOOC. **RENOTE**, vol. 16, n. 1, p. 1-11, 2018.

SOUZA, N.; PERRY, G. Identification of Affective States in MOOCs: A Systematic Literature Review. *International Journal for Innovation Education and Research*, v. 6, n.12, p. 39–55. Disponível em: <https://doi.org/10.31686/ijer.vol6.iss12.1250>.

SRILEKSHMI, M.; SINDHUMOL, S.; CHATTERJEE, S.; BIJLANI, K. Learning analytics to identify students at-risk in MOOCs. In: IEEE 8th International Conference on Technology for Education, p. 194-199 2016.

STRACKE C. M. The Quality of MOOCs: How to Improve the Design of Open Education and Online Courses for Learners?. In: Zaphiris, P.; Ioannou, A. (eds) *Learning and Collaboration Technologies. Novel Learning Ecosystems. LCT 2017. Lecture Notes in Computer Science*, vol 10295. Springer, Cham, p. 285-293, 2017.

STRAPPARAVA, C.; MIHALCEA, R. Learning to identify emotions in text. In: Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing, Fortaleza, Brasil, p.1556-1560, 2008.

SULLIVAN, R.; FULCHER-ROOD, K.; KRUGER, J.; SIPLEY, G.; PUTTEN, C. V. Emerging Technologies for Lifelong Learning and Success: A MOOC for Everyone. **Journal of Educational Technology**, v. 47, n. 3, p. 318–336, 2019.

TAJ, S.; SHAIKH, B. B.; MEGHJI, A. F. Sentiment Analysis of News Articles: A Lexicon based Approach. In: *International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies – iCoMET 2019*, s/p, 2019.

TIAN, J.; XIA, Z. MOOCs in China's Universities: Practice, Characteristics and Trends. In: *3rd International Conference on Information Management*, p. 378- 382, 2017.

TSAI, Y-S.; MORENO-MARCOS, P. M.; TAMMETS, K.; KOLLOM, K.; GAŠEVIĆ, D. SHEILA policy framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. In: Proceedings of the Eighth International Learning Analytics & Knowledge Conference on (LAK '18), p. 320-329, 2018.

TYNG, C. M.; AMIN, H. U.; SAAD, M. N. M.; MALIK, A. S. The Influences of Emotion on Learning and Memory. **Frontiers in Psychology**, vol. 8, p. 1-22, Ago. 2017.

UMER, R.; SUSNJAK, T.; MATHRANI, A.; SURIADI, S. Predicting Student's Academic Performance in a MOOC Environment. In: 11th International Conference on Data Mining, Computers, Communication and Industrial, p. 119- 124, 2017.

UPADHYAY, N.; KATIYAR, V. A Survey on the Classification Techniques in Educational Data Mining. **International Journal of Computer Applications Technology and Research**, vol. 3, n. 11, p. 725 – 728, 2014.

VARGHESE, R.; JAYASREE, M. A Survey on sentiment analysis and opinion mining. **International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET)**, vol. 2, n. 1, p. 312-317, 2013.

VENTURA, M. M. O Estudo de Caso como Modalidade de Pesquisa. *Revista da Sociedade de Cardiologia do Estado do Rio de Janeiro*, Rio de Janeiro, v. 20, n. 5, p. 383-386, set./out. 2007.

VENTURA, M.; SHUTE, V.; ZHAO, W. The relationship between video game use and a performance-based measure of persistence. **Computers & Education**, v. 60, n. 1, p. 52-58, 2013.

WALTHER, J. B.; D'ADDARIO, K. The Impacts of Emoticons on Message Interpretation in Computer-Mediated Communication. *Social Science Computer Review*, vol. 19, n. 3, p. 324-347, 2001.

WARDHANA, A.; SANDIWARNO, S. Assessing the Influence of Big Five Personalities at The Level of Student Engagement and Lostness on The Faculty Website. *International Journal of Computer Techniques*, v. 6, n. 4, p. 1-6. 2019.

WILLIAMS, J. J.; KRAUSE, M.; PARITOSH, P.; WHITEHILL, J.; REICH, J.; KIM, J.; MITROS, P.; HEFFERNAN, N.; KEEGAN, B. C. Connecting collaborative & crowd work with online education. In: *Proceedings of the 18th ACM Conference Companion on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing*, p. 313-318, 2015.

WIOLETA, A. Using Physiological Signals for Emotion Recognition. In: *6th International Conference on Human System Interactions (HSI)*, p. 556- 561, 2013.

WONG, S. Y.; TEE, W. J.; LIM, P. V. Design Model for Integrating Learning Activity Management System (LAMS), Massive Open Online Courses (MOOC) and Flipped Classroom in Taylor's Integrated Moodle e-Learning System (TIMeS). In: Tang, S.; Logonnathan L. (eds) *Taylor's 7th Teaching and Learning Conference 2014 Proceedings*. Springer, Singapore, p. 379-387, 2014.

XING, W.; TANG, H.; PEI, B. Beyond positive and negative emotions: Looking into the role of achievement emotions in discussion forums of MOOCs. **The Internet and Higher Education**, v. 43, p. 1-9, 2019.

XIONG, Y.; SUEN, H. K. Assessment approaches in massive open online courses: Possibilities, challenges and future directions. **International Review of Education**, vol. 64, n. 2. p. 241-263, 2018.

YADEGARIDEHKORDI, E.; NOOR, N. F. B. M.; AYUB, M. N. B.; AFFAL, H. B.; HUSSIN, N. B. Affective computing in education: A systematic review and future research. **Computers & Education**, vol. 142, December 2019.

YANG, M. H. I.; DAMASIO, A. We Feel, Therefore We Learn: The Relevance of Affective and Social Neuroscience to Education. **Mind, Brain, and Education**, v. 1, n. 1, p. 3-10, 2007.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. Robert K. Yin [trad. Daniel Grassi]. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

YU, J.; HUANG, C.; WANG, X.; TU, Y. Exploring the Relationships among Interaction, Emotional Engagement and Learning Persistence in Online Learning Environments. In: *International Symposium on Educational Technology (ISET)*, p. 293- 297, 2020.

YUAN, L.; POWELL, S. MOOCs and Open Education: Implications for Higher Education. Centre for educational technology & interoperability standards (CETIS). A white paper. 2013. Disponível em: <https://publications.cetis.org.uk/wp-content/uploads/2013/03/MOOCs-and-Open-Education.pdf>. Acesso em 02 de Abril de 2019.

ZHANG, X.; CHEN, G.; XU, B. The Influence of Group Big-Five Personality Composition on Student Engagement in Online Discussion. **International Journal of Information and Education Technology**, v. 10, n. 10, p. 744-750, 2020.

ZHENG, F.; KHAN, N. A; HUSSAIN, S. The COVID 19 pandemic and digital higher education: Exploring the impact of proactive personality on social capital through internet self-efficacy and online interaction quality. **Children and Youth Services Review**, v. 119, p. 1-9, 2020.

ZHOU, M. Moderating effect of self-determination in the relationship between Big Five personality and academic performance. **Personality and Individual Differences**, v. 86, p. 385–389, 2015.

ANEXO A – Questionário de Perfil do Lúmina

Modo: O nome do usuário será registrado e mostrado com as respostas
Este formulário contém campos obrigatórios marcados com *.

(1) Gênero*

(2) Idade*

(3) Qual é o seu nível de escolaridade?*

(3a) Você é aluno da UFRGS?*

(3b) A instituição onde você estuda ou estudou é:*

(4) Como você ficou sabendo sobre o curso?*

(5) Estime a frequência que você assiste vídeo aulas*

(6) Por que se interessou pelo curso? Escolha a que mais se aplica*

(7) Você pretende fazer todo o curso?*

(8) Você gosta do assunto que será abordado neste curso?*

(9) Você já fez outros cursos online?*

(10) Qual sua motivação para realizar esse curso?*

ANEXO B – Inventário de Personalidade de Dez Itens – TIPI (Gosling, Rentfrow e Swann Jr, 2003) – Versão traduzida de (Pimentel *et al.*, 2014)

INSTRUÇÕES: Agora você encontrará traços de personalidade que pode dizer respeito a você em algum grau. Por favor, escreva um número ao lado de cada afirmação indicando em que medida você concorda ou discorda. Você deve avaliar em quem medida o par de traços se aplica a você, ainda que alguns se apliquem mais fortemente que outros.

1	2	3	4	5	6	7
Discordo fortemente	Discordo moderadamente	Discordo um pouco	Nem concordo nem discordo	Concordo um pouco	Concordo moderadamente	Concordo fortemente

Eu me vejo como alguém...

- | | |
|---|--|
| 1. _____ Extrovertido, entusiasta.
(Extraverted, enthusiastic) | 6. _____ Reservado, quieto*.
(Reserved, quiet) |
| 2. _____ Crítico, briguento*.
(Critical, quarrelsome) | 7. _____ Simpático, acolhedor.
(Sympathetic, warm) |
| 3. _____ Confiável, autodisciplinado.
(Dependable, self-disciplined) | 8. _____ Desorganizado, descuidado*.
(Disorganized, careless) |
| 4. _____ Ansioso, que se chateia facilmente*.
(Anxious, easily upset) | 9. _____ Calmo, emocionalmente estável.
(Calm, emotionally stable) |
| 5. _____ Aberto a novas experiências, complexo.
(Open to new experiences, complex) | 10. _____ Convencional, sem criatividade*.
(Conventional, uncreative) |

*Itens invertidos

Extroversão (Extraversion): 1, 6R; Agradabilidade (Agreeableness): 2R, 7; Conscienciosidade (Conscientiousness): 3, 8R; Estabilidade Emocional (Emotional Stability): 4R, 9; Abertura a Experiências (Openness to Experiences): 5, 10R.

ANEXO C – Achievement Emotions Questionnaire – AEQ (Pekrun *et al*, 2011)

Achievement Emotions Questionnaire (AEQ): scales and sample items.

Class-related emotions

- | | |
|----------------|---|
| 1 Enjoyment | I enjoy being in class (d) |
| 2 Hope | I am confident when I go to class (b) |
| 3 Pride | I am proud of myself (a) |
| 4 Anger | I am angry (a) |
| 5 Anxiety | Thinking about class makes me feel uneasy (b) |
| 6 Shame | I get embarrassed (d) |
| 7 Hopelessness | I feel hopeless (b) |
| 8 Boredom | I get bored (d) |

Learning-related emotions

- | | |
|----------------|--|
| 1 Enjoyment | I enjoy acquiring new knowledge (d) |
| 2 Hope | I have an optimistic view toward studying (b) |
| 3 Pride | I'm proud of my capacity (d) |
| 4 Anger | Studying makes me irritated (d) |
| 5 Anxiety | I get tense and nervous while studying (d) |
| 6 Shame | I feel ashamed that I can't absorb the simplest of details (d) |
| 7 Hopelessness | I feel hopeless when I think about studying (b) |
| 8 Boredom | The material bores me to death (d) |

Test emotions

- | | |
|----------------|---|
| 1 Enjoyment | For me the test is a challenge that is enjoyable (d) |
| 2 Hope | I have great hope that my abilities will be sufficient (b) |
| 3 Pride | I'm proud of how well I mastered the exam (a) |
| 4 Relief | I feel very relieved (a) |
| 5 Anger | I am fairly annoyed (a) |
| 6 Anxiety | I feel panicky when writing an exam (d) |
| 7 Shame | I feel ashamed (a) |
| 8 Hopelessness | I have lost all hope that I have the ability to do well on the exam (d) |
-

Note: b/d/a = before/during/after the situation of attending class, studying, or taking tests and exams, respectively.

ANEXO D – Achievement Emotions Adjective List – AEAL (Raccanello *et al.*, 2021)

Achievement emotions	Italian version	English version
Enjoyment	contento/a felice	happy cheerful
Pride	divertito/a orgoglioso/a soddisfatto/a fiero/a	joyful proud satisfied content
Hope	speranzoso/a fiducioso/a ottimista	hopeful confident optimistic
Relief	sollevato/a alleggerito/a rassicurato/a	relieved lightened comforted
Relaxation	rilassato/a calmo/a tranquillo/a	relaxed calm tranquil
Anxiety	ansioso/a preoccupato/a nervoso/a	anxious worried nervous
Achievement emotions	Italian version	English version
Anger	arrabbiato/a irritato/a in collera	angry irritated furious
Shame	mi vergogno imbarazzato/a	ashamed embarrassed
Hopelessness	a disagio sconsolato/a demoralizzato/a	uncomfortable hopeless demoralized
Boredom	sfiduciato/a annoiato/a stufo/a tediato/a	discouraged bored tired fatigued

Apêndice A – Questionário Ajustado – AEQ (Pekrun *et al.*, 2011)

Escalas do AEQ				
Discordo fortemente	Discordo	Nem discordo nem concordo	Concordo	Concordo fortemente
Estados afetivos experimentados durante a aprendizagem				
Estados afetivos	Questões	Questão adaptada para o português		
Prazer	Enjoy acquiring new knowledge	Eu gosto de adquirir novos conhecimentos		
Prazer	Enjoyment I enjoy being in class	Estou gostei dos materiais/aulas on-line		
Raiva	Anger Studying makes me irritated	Estudar me deixou irritado		
Ansiedade	I get tense and nervous while studying	Me senti tenso e nervoso enquanto aprendia/estudava		
Vergonha	I feel ashamed that I can't absorb the simplest of details	Senti vergonha por não ter absorvido os detalhes mais simples		
Tédio	The material bores me to death	Os materiais me deixaram entediado/aborrecido		
Estados afetivos referentes aos testes				
Estados afetivos	Questões	Questão adaptada para o português		
Prazer	For me the test is a challenge that is enjoyable	Para mim, o teste é um desafio agradável		
Orgulho	I'm proud of how well I mastered the exam (a)	Me senti orgulhoso(a) de quão bem eu dominei os exercícios		
Raiva	I am fairly annoyed	Me senti bastante irritado com os resultados dos testes		
Ansiedade	I feel panicky when writing an exam	Me senti apavorado(a) ao realizar um exercício/teste avaliativo		
Vergonha	Shame I feel ashamed	Sinto-me envergonhado(a) com os resultados dos exercícios		

Apêndice B – Adaptação do AEAL (Raccanello *et al.*, 2021) para o Português

Emoções de realização	Termos em português	Classe
Prazer	feliz alegre animado	PAT
Orgulho	orgulhoso satisfeito contente	PAT
Esperança	esperançoso confiante otimista	PAT
Alívio	aliviado iluminado confortado	PDT
Relaxamento	relaxado calmo tranquilo	PDT
Ansiedade	ansioso preocupado nervoso	NAT
Raiva	zangado irritado furioso	NAT
Vergonha	envergonhado constrangido desconfortável	NAT
Desesperança	desconsolado desmoralizado desanimado	NDT
Tédio	Entediado Cansado exausto	NDT

Apêndice C – Questionário de Respostas Dissertativas

- (1) Como você descreveria seu perfil de estudante?*
- (2) Qual foi a sua motivação para se inscrever no curso?*
- (3) Os materiais do curso deram o suporte necessário para estudar? Por favor, fale sobre sua experiência no curso.*
- (4) Durante o curso, quais os pontos positivos e negativos chamaram sua atenção? Sua opinião pode ser sobre qualquer aspecto do curso ou do Lúmina.*
- (5) O que contribuiu para a sua permanência ou desistência do curso?*
- (6) Caso tenha obtido o certificado, ele é relevante para você? Por favor, cite os motivos.*
- (7) Você experimentou mais sentimentos positivos ou negativos durante o curso? Caso lembre, por favor descreva os sentimentos mais marcantes em cada etapa do curso.*
- (8) Como você acha que sua personalidade contribui para o seu desempenho nas atividades avaliativas?*
- (9) Quais traços da sua personalidade você acha que contribuíram para a decisão de continuar ou desistir do curso?*