

## PERFIS DE PERSONALIDADE E AUTORRELATO DE ESTADOS AFETIVOS DE ESTUDANTES COM NECESSIDADES ESPECIAIS INSCRITOS DE UM MOOC: UM OLHAR PARA ASPECTOS HUMANOS E DE ACESSIBILIDADE COMO FATORES DE INOVAÇÃO EM TECNOLOGIA EDUCACIONAL

**Napoliana Silva de Souza** – [souzapoliana2@gmail.com](mailto:souzapoliana2@gmail.com)

*Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul*

**Gabriela Trindade Perry** – [gabriela.perry@ufrgs.br](mailto:gabriela.perry@ufrgs.br)

*Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul*

**Resumo**— Os Cursos Online Massivos e Abertos (MOOCs) estão em alta no âmbito de ensino e aprendizagem a distância, e os recursos computacionais, os fatores humanos e os dados dos estudantes são os três principais pilares de inovação que integram esses cursos. O surgimento de plataformas de MOOCs introduziram novidades não somente no aspecto tecnológico, mas também em referência ao uso de dados educacionais, possibilitando empregar mineração de dados para providenciar avanços na educação. Diante disso, dados de um MOOC foram usados para identificar os perfis de personalidade de estudantes com necessidades especiais, e os estados afetivos autorrelatados durante a aprendizagem, e apontar como os resultados das análises fornecem direcionamentos para promover inovações. Técnicas de agrupamento/clustering e análise descritiva foram os métodos utilizados. Os resultados permitiram capturar quatro perfis de personalidade dos estudantes. Os perfis que apresentaram taxas mais altas de conclusão do curso exibiram os traços mais acentuados de conscienciosidade e agradabilidade, e os estados afetivos positivos foram prevalentes em comparação aos negativos. Esses achados registram relevância para conceber inovação em tecnologias educacionais por meio de métodos de mineração de dados educacionais que permitam automatizar ajustes na plataforma, promovendo adaptações e melhorias dos cursos conforme os perfis dos estudantes.

**Palavras-chave**— Fatores humanos, inovação, mineração de dados.

**Abstract**— Massive Open Online Courses (MOOCs) are on the rise in the scope of distance learning and teaching, and computational resources, human factors and student data are the three main pillars of innovation that integrate these courses. The emergence of MOOC platforms has introduced novelties not only in the technological aspect, but also in reference to the use of educational data, making it possible to employ data mining to provide advances in education. Therefore, data from a MOOC were used to identify the personality profiles of students with special needs, and the self-reported affective states during learning, and to point out how the results of the analyzes provide directions to promote innovations. Grouping / clustering techniques and descriptive analysis were the methods used. The results allowed capturing four personality profiles of the students. The profiles that presented the highest rates of completion of the course exhibited the most accentuated traits of conscientiousness and pleasantness; and positive affective states were prevalent compared to negative ones. These findings register relevance to conceive innovation in educational technologies through educational data mining methods that allow automating adjustments in the platform, promoting adaptations and improvements of the courses according to the profiles of the students.

**Keywords**— Human factors, innovation, data mining.

## 1 INTRODUÇÃO

A acessibilidade em contextos de aprendizagem mediada por tecnologia é uma condição indispensável para realizar atendimento aos diferentes perfis de estudantes com deficiência, e referindo-se aos cursos on-line, é importante que os aspectos tecnológicos e pedagógicos reflitam a perspectiva de equidade (PAPATHOMA *et al.*, 2020).

De acordo com Cortes, Nogueira e Ribeiro (2018), a educação a distância tornou-se um recurso fundamental tanto para a equidade na educação quanto para a inclusão social, tornando-se necessário que esse formato de ensino e aprendizagem tenha evoluções, e seja um instrumento de qualidade a ser explorado por instituições de ensino. Nesse sentido, para que inovações com foco na igualdade aconteça uma das necessidades ocupa-se de ações que incluam recursos de acessibilidade em plataformas on-line de aprendizagem.

Iniesto *et al.* (2017) mencionam que no âmbito de Cursos Online Massivos e Abertos (MOOCs), há poucos cursos projetados com acessibilidade, e afirmam a ausência de estudos que informam registros de inscrições e análises da participação de pessoas com deficiência em MOOCs, sendo esta uma necessidade urgente, pois não há informações se os cursos estão alcançando esse público.

Ao investigar a participação e interesses de estudantes com deficiência em oito MOOCs da plataforma FutureLearn, Iniesto *et al.* (2017) identificaram que dentre 13.644 participantes, 10,8% possui deficiência. Os resultados mostraram que as taxas mais altas de interesses para registrar-se nos MOOCs estiveram vinculadas à relevância para o trabalho voluntário, e para fins de descoberta sobre a capacidade de conseguir estudar no nível proposto pelo curso. Outro apontamento dos autores revelou que as experiências prévias de estudantes com deficiências estão mais relacionadas ao uso de recursos educacionais abertos do que o contato com MOOCs.

A pesquisa de Nishchyk, Sanderson e Chen (2017) focalizou especificamente em estudantes idosos, sendo um grupo que também se encaixa no perfil com necessidades especiais. Entrevistas foram conduzidas com quatro pessoas idosas, com o propósito de fazer descobertas em relação as suas experiências de uso de vídeos de MOOCs. Os resultados apontaram que os entrevistados tiveram percepções positivas a respeito dos cursos, reconhecendo-os como uma boa alternativa para a aprendizagem. Contudo, dificuldades foram relatadas, tais como: o acesso às transcrições de vídeos, poucas informações em slides, diminuindo a utilidade. Além disso, alguns vídeos incorporavam perguntas interativas, e em razão da pouca experiência com tecnologia, essa função foi considerada difícil de utilizar pelos estudantes. Os idosos também mostraram certas preferências por vídeos mais curtos, e conter instruções no curso.

Considerando a existência de poucos estudos que se preocupam em verificar se há estudantes com necessidades especiais registrados em MOOCs, esta pesquisa buscou recolher essa informação, focalizando em um MOOC brasileiro. Para essa finalidade, delineou-se o objetivo de identificar quais são os perfis de personalidade de estudantes com necessidades especiais, e examinar quais os seus estados afetivos autorrelatados no decorrer da experiência de aprendizagem no MOOC, e em seguida, apontar como a mineração desses dados podem contribuir para gerar inovações em tecnologias educacionais.

Estudantes têm características que se diferenciam, podendo influenciar e justificar determinados comportamentos e preferências, e estudar as suas personalidades em espaços educacionais é uma alternativa para encontrar respostas que evidenciem a relação de elementos da personalidade com diversos atributos, tais como o sucesso acadêmico, preferências instrucionais, e descobrir quais são os impactos na aprendizagem (CHESSER; MURRAH; FORBES, 2020).

Estudar fatores humanos, em especial a personalidade pode auxiliar os professores a obterem um melhor entendimento dos perfis dos estudantes, e levantar as suas características e descobrir associações com outros aspectos comportamentais ou educacionais conduzirá a adequação dos suportes oferecidos aos estudantes (YAZIC; ERENLER, 2020). E aliar as características de personalidade com experiências afetivas amplia e fortalece o escopo de uma análise, levando a novas compreensões sobre os vínculos existentes entre essas duas variáveis (LETZRINGLACEY; ADAMCIK, 2020).

Para estudar fatores humanos e usar os resultados para gerar tecnologias inovadoras tem-se como aliado a Ciência de Dados – uma área que além de automatizar tarefas, ajuda a realizar descobertas nos dados, permitindo compreender os usuários de tecnologias e prever situações que levem ao melhor

atendimento das necessidades dos indivíduos, e para melhorar a qualidade de aplicações (LOPES; SANTOS, 2019).

As colocações apresentadas pelos autores citados nesta seção foram motivadores para o direcionamento do estudo descrito neste artigo. Cujo foco é o público com necessidades especiais inscritos em um MOOC. Para alcançar o propósito de pesquisa coletaram-se dados de personalidade e de estados afetivos por meio de questionários, e empregou-se análise de cluster para o reconhecimento de perfis dos estudantes conforme os seus traços de personalidade, e análise descritiva para apresentar os estados afetivos autorrelatados por estudantes que concluíram o curso. Três questões nortearam a pesquisa:

1. Quais são os perfis de personalidade de estudantes com necessidades especiais, e quais tiveram maiores taxas de conclusão do MOOC?
2. Quais os estados afetivos relatados na experiência de aprendizagem?
3. Quais são as contribuições da análise de dados para a inovação em tecnologias educacionais?

## 2 TRABALHOS CORRELATOS

Na literatura há alguns estudos relacionados que analisaram os traços de personalidade de estudantes registrados em MOOCs. Um exemplo é o estudo de Chen *et al.* (2016), que analisaram dados de um MOOC hospedado na plataforma edX para verificar se os comportamentos de interação dos estudantes permitem prever suas personalidades por meio de modelos de regressão. Os dados usados são quantitativos, sendo registros de cliques, tais como: números de visualizações dos materiais, tentativas de solução de exercícios e tempos empreendidos em tarefas e acesso a recursos da plataforma. Os resultados exibidos pelos autores apontaram que a abertura a novas experiências e conscienciosidade foram os dois traços de personalidade que mais mostraram correlações específicas com tempos gastos na visualização de vídeos e com as tentativas dos questionários; também foi detectado que os estudantes extrovertidos dedicam-se menos tempos em fóruns. Algumas correlações podem ser mais fortes e outras mais fracas, mas os autores confirmaram que alguns traços de personalidade podem estar associados a determinados comportamentos de interação, permitindo fazer previsões.

Abdullatif e Velázquez-Iturbide (2020) investigaram se há relação entre os traços de personalidade dos estudantes com as suas intenções de continuar usando os MOOCs, por meio de análise correlacional. Os autores encontraram mais evidências das relações das motivações interna com determinados traços de personalidade do que as motivações externas. Extroversão e amabilidade, por exemplo, revelaram efeitos significativos na motivação interna, enquanto a conscienciosidade teve maior relevância para as motivações externas. Os autores concluíram por meio do estudo que os traços de personalidade são capazes de esclarecer as motivações dos estudantes.

Os trabalhos relacionados constituem semelhanças com a pesquisa descrita neste artigo em relação ao uso de questionários para capturar as características de personalidade de estudantes de MOOCs. Por outro lado, as diferenças são percebidas nos objetivos, enquanto Chen *et al.* (2016) focalizaram em descobrir correlações com o comportamento de interação, Abdullatif e Velázquez-Iturbide (2020) buscou associações com as motivações. Diante dessas comparações, a originalidade deste artigo está no método de análise de dados, além de dados personalidade coletou-se informações a respeito de estados afetivos, e o público em análise são estudantes com necessidades especiais.

## 3 METODOLOGIA

Nesta pesquisa foram empregados métodos quantitativos e descritivos, com aplicação de questionários que identificam os traços de personalidade e os estados afetivos de estudantes com necessidades especiais que participaram de um MOOC sobre formação em acessibilidade. Os dados coletados foram explorados mediante o uso de técnicas de mineração de dados. As seções subsequentes descrevem o curso, a população de estudo, os questionários, e as ações empregadas na análise dos dados.

O uso dos dados se efetivou com a permissão dos estudantes, que registraram concordância com os Termos de uso de dados, de Privacidade, e o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).

### 3.1 APRESENTAÇÃO DO MOOC

A segunda edição de um MOOC sobre formação em acessibilidade foi o objeto de análise desta pesquisa. Este curso on-line e gratuito foi disponibilizado em outubro de 2020 na plataforma Lúmina<sup>1</sup>, registrando 1327 (mil, trezentos e vinte e sete) inscrições em Janeiro de 2021. Dentre este total de participantes vinte e quatro pessoas declararam possuir necessidades especiais, os quais foram o público alvo deste estudo.

O MOOC tem como temática a acessibilidade na comunicação, adicionando em seu ambiente recursos de audiodescrição, legendas, bem como Língua Brasileira de Sinais (Libras), com a intenção de que os conteúdos sejam habilitados para acesso por pessoas com necessidades especiais.

É um MOOC organizado em cinco módulos, contendo materiais em vídeos, pdf, slides, fóruns, e quizzes configurados em formato de atividades gamificadas. Além disso, há um questionário de perfil que coleta dados demográficos, um questionário que captura as características de personalidade dos estudantes, e um questionário de autorrelato de estados afetivos experimentados durante a aprendizagem, que serão apresentados em seguida.

### 3.2 CARACTERIZAÇÃO DOS ESTUDANTES COM NECESSIDADES ESPECIAIS

A população de estudo compreende 24 estudantes, sendo 19 mulheres e 5 homens. Dentre o total de participantes, nove possuem deficiência visual; seis apresentam deficiência auditiva; cinco tem deficiência física; três com deficiência de aprendizagem; e um mencionou possuir necessidades especiais, mas não especificou qual. Na Tabela I constam as informações referentes à quantidade de pessoas por idade e escolaridade.

TABELA I  
IDADES E ESCOLARIDADES DOS ESTUDANTES

Idade	Nº	Escolaridade	Nº
até 19	2	Ensino médio	6
30 a 39	7	Ensino superior incompleto	5
40 a 49 anos	8	Ensino superior completo	3
acima de 50 anos	3	Pós-graduação	10

Fonte: Elaborado pelas autoras do artigo

A maioria (14 estudantes) se inscreveu no curso em razão da importância para o seu trabalho; 8 foram motivados pela contribuição aos seus estudos; e 2 por curiosidade a respeito do tema.

### 3.3 INSTRUMENTOS DE COLETA DE DADOS

Para o reconhecimento do perfil de personalidade dos estudantes foi utilizado o Inventário de Personalidade de Dez Itens denominado “TIPI” - *Ten Item Personality Inventory*, proposto por Gosling, Rentfrow e Swann Jr. (2003). O TIPI é um questionário que identifica características associadas à personalidade empregando uma escala de Likert de sete pontos. Os fatores de personalidade medidos correspondem à extroversão, agradabilidade, conscienciosidade, estabilidade emocional, e abertura à experiência (GOSLING; RENTFROW; SWANN JR., 2003).

A extroversão faz referência aos indivíduos com características sociáveis positivas, e que gostam de estar em companhia de outras pessoas; a agradabilidade está associada com ações de gentileza e acolhimento; a conscienciosidade tem relação com características de organização em direção a alcançar realizações; estabilidade emocional está ligada com o temperamento e controle emocional, por exemplo: a

<sup>1</sup> Plataforma de MOOCs Lúmina- disponível em: <https://lumina.ufrgs.br/>

ansiedade; a abertura a experiência indica atributos de curiosidade, e apreciação por experimentar novas ideias (LONG *et al.*, 2015).

Além das características dos estudantes, foram coletados os estados afetivos experimentados no decorrer da aprendizagem. Esses dados foram extraídos por meio do questionário de autorrelato denominado: *Achievement Emotions Questionnaire* (AEQ) – Questionário das Emoções de Realização, desenvolvido por Pekrun *et al.* (2011). O AEQ também utiliza a escala de likert, e identifica dimensões positivas e negativas das emoções em contextos educacionais, por exemplo: prazer, esperança, desespero, tédio e raiva (PEKRUN *et al.*, 2011).

### 3.4 PROCEDIMENTOS PARA AGRUPAMENTOS DE PERFIS DE PERSONALIDADE

Para a análise de dados com foco em agrupamento, Sala, Li e Christensen (2019) sugerem quatro passos: (1) seleção, limpeza e organização dos dados; (2) realização de agrupamento/*clustering*; (3) apresentação dos resultados de agrupamento; (4) uso dos dados para produzir novas observações. Seguindo esta direção, a tarefa de agrupamento de perfis de personalidade foi configurada com base nos quatro passos desses autores.

Para o primeiro passo foi escolhido utilizar somente os dados dos estudantes que sinalizaram possuir necessidades especiais. Para essa finalidade, exportou-se a planilha com as respostas referentes ao TIPI, e em seguida realizou-se a filtragem dos dados desses estudantes. Os dados foram organizados adicionando uma variável denominada “status de conclusão do curso”, que depende do término e pontuações dos Quizzes. Esse novo atributo foi acrescentado aos dados do TIPI para fins de identificação dos perfis de personalidade dos estudantes, e a taxa de conclusão.

O segundo passo foi executado com o apoio da ferramenta RStudio. Os dados do TIPI foram utilizados, empregando análise de cluster com aplicação do algoritmo Fuzzy C-Means – que baseia-se em tarefas de agrupamentos que atuam com cálculos de associação, em que os dados podem se encaixar em mais de um grupo/cluster, e os valores que operam no reconhecimento de semelhanças e associações nos dados variam de 0 a 1, desse modo, o maior valor atribui semelhança maior (CHOUDHRY; KAPOOR, 2016). A finalidade de utilizar este algoritmo esteve vinculada ao objetivo de identificar e agrupar estudantes com perfis de personalidade com a maior semelhança.

O terceiro passo restringe-se a apresentação dos clusters obtidos, e da descrição dos agrupamentos que reúnem os perfis de personalidade dos estudantes. No quarto passo, que consiste em fazer novas observações com os dados, conduziu-se uma análise para verificar as taxas de conclusão por grupo/cluster.

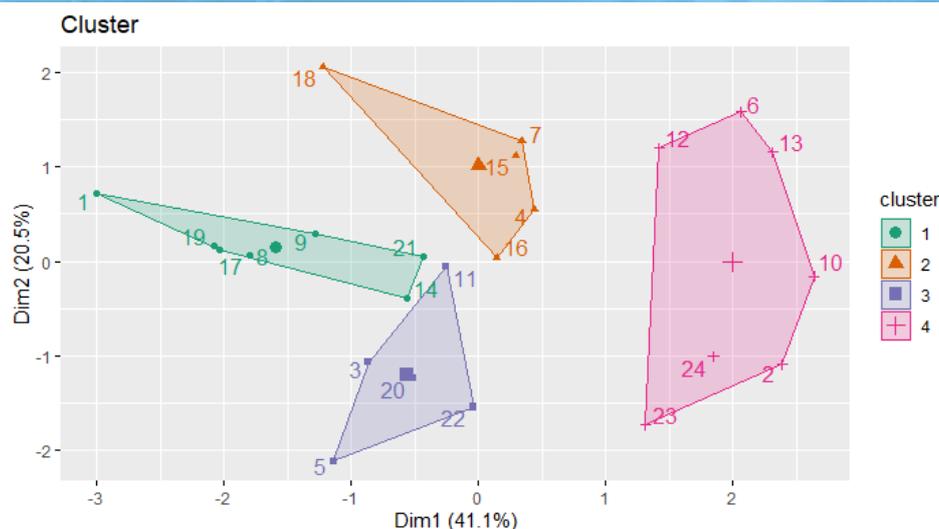
## 4 RESULTADOS

Os resultados foram separados em três pontos: o primeiro referente aos perfis de personalidade capturados pelo algoritmo fuzzy c-means (subseção 4.1); o segundo faz referência à descrição dos estados afetivos autorrelatados por concluintes (subseção 4.2); o terceiro aponta as contribuições da análise de dados para gerar inovações em tecnologias educacionais (subseção 4.3).

### 4.1 PERFIL CONFORME AS CARACTERÍSTICAS DE PERSONALIDADE

O algoritmo fuzzy c-means reportou quatro grupos de estudantes, os quais podem ser visualizados na Figura 1. Cada agrupamento ou cluster é representado por cores distintas, capturando estudantes que apresentam certas semelhanças, colocando-os no mesmo grupo.

Figura 1. Clusters/ Agrupamentos de perfis de personalidade



Fonte: Autoras (gerado automaticamente usando Rstudio)

Na Figura 1 há dois eixos: Dim1 e Dim2 que se referem à dimensão 1 e dimensão 2. Ao desenhar um gráfico de clusters são consideradas todas as variáveis que estão em análise, que correspondem aos atributos de personalidade do TIPI e o status de conclusão do curso. Para gerar um gráfico que considere todas essas variáveis haveria a necessidade de um espaço com muitas dimensões, não sendo possível fazer essa representação visual. Para contornar esse problema é executada uma operação chamada *Principal Component Analysis* (PCA), que permite reduzir as dimensões, gerando Dim1 e Dim2. Nesse tipo de transformação tem-se a limitação referente à perda de informações (principalmente em casos em que as variáveis não são colineares), por outro lado obtém-se uma melhor representação visual dos dados.

Nos clusters visíveis na Figura 1, cada número (1 a 24) corresponde a um estudante. Os clusters agruparam estudantes com características mais acentuadas e comuns a um conjunto de pessoas. Os traços mais marcantes de cada grupo são descritos nos seguintes clusters:

**Cluster 1:** é composto por sete pessoas. São estudantes em que a estabilidade emocional foi mais acentuada, pois apresentaram pontuações mais altas quando comparadas aos outros atributos. Tratam-se estudantes que se reconhecem como estáveis emocionalmente.

**Cluster 2:** no segundo cluster há cinco estudantes, os quais tiveram duas características prevalentes, referindo-se à estabilidade emocional e abertura a experiência. Tratam de estudantes que além de serem emocionalmente estáveis, se destacam por apresentarem apreciação em experimentar novas situações.

**Cluster 3:** o terceiro cluster agrupou cinco estudantes que compartilham em comum o predomínio dos traços conscienciosidade e extroversão. Referindo-se a estudantes autodisciplinados/organizados e extrovertidos.

**Cluster 4:** o quarto cluster é formado por sete estudantes em que as características agradabilidade, extroversão, e abertura a experiência revelaram-se mais “fortes”, indicando as maiores pontuações para esses três aspectos em relação aos outros grupos. Esse resultado significa que os estudantes deste grupo definem-se como muito agradáveis e extrovertidos, e também aberto a novas experiências.

Além do perfil extraído com base nos traços de personalidade dos estudantes, observou-se o sucesso acadêmico, que corresponde à conclusão do curso. A taxa de conclusão resultou em 57% no cluster 1, dentre o total de sete estudantes vinculados a este grupo quatro concluíram o curso.

No cluster 2 a taxa de conclusão foi de 40%, pois neste grupo havia cinco estudantes, dos quais dois concluíram o curso e três desistiram. No cluster 3 a taxa de conclusão foi de 100%, todos os cinco estudantes pertencentes a este grupo concluíram o curso. O cluster 4 alcançou uma taxa de conclusão de 71%, dos sete estudantes que compuseram este grupo cinco finalizaram o curso.

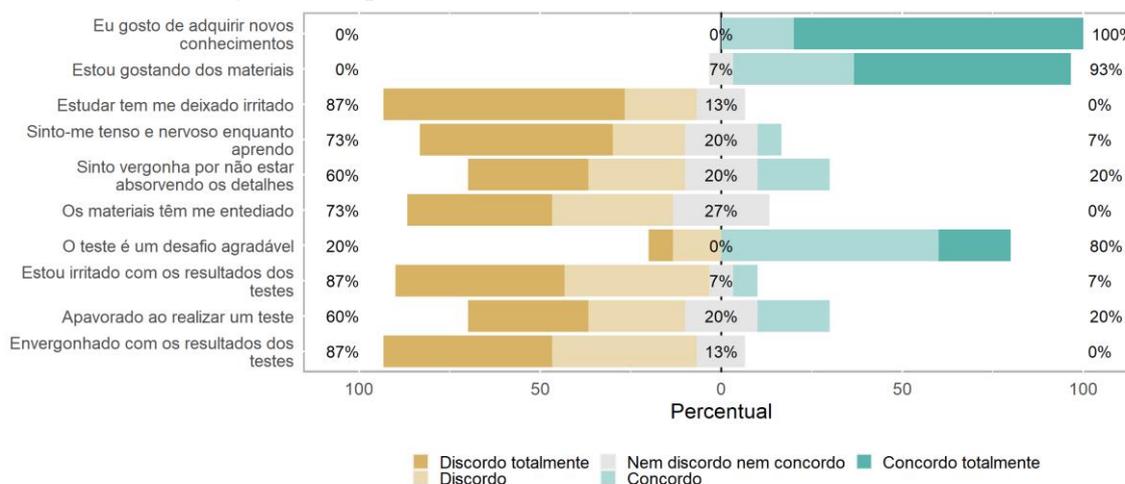
Com os resultados a resposta para a primeira questão foi obtida. Referindo-se a personalidade foram identificados quatro perfis. No tocante à taxa de conclusão observou-se que nos clusters 3 e 4 os estudantes tiveram maior êxito, em razão do alcance das maiores taxas de conclusão. No cluster 3 todos os estudantes

obtiveram sucesso acadêmico, a conscienciosidade que descreve alunos autodisciplinados e organizados que trabalham em direção a um objetivo foi o atributo destaque deste cluster, o que pode ser um indicador de um traço favorável à conclusão.

#### 4.2 ESTADOS AFETIVOS AUTORRELATADOS DURANTE A APRENDIZAGEM

Além de recolher as características dos estudantes também foram coletados os estados afetivos ao longo do curso. Esses dados são provenientes dos estudantes com necessidades especiais que concluíram o curso, pois os desistentes não responderam ao questionário AEQ. Na Figura 2 constam as respostas referentes ao AEQ.

Figura 2. Respostas do AEQ, autorrelato de estados afetivos



Fonte: Autoras (gerado automaticamente usando Rstudio)

As respostas presentes na Figura 2 correspondem aos estados afetivos experimentados em três momentos do curso: antes, durante e após a aprendizagem. Antes de iniciar o aprendizado no MOOC foi investigada a apreciação por obter novos conhecimentos. Todos os estudantes afirmaram gostar de adquirir novos conhecimentos, relatando forte concordância.

Durante a aprendizagem foi levantado os estados afetivos em relação a diferentes aspectos. Primeiro buscou-se saber a respeito da opinião dos estudantes em relação aos materiais do curso. A maioria (93%, 22 estudantes) indicou sentimento positivo, declarando que estavam gostando muito dos materiais/conteúdos.

Com o avanço do curso outras indagações foram feitas em busca de identificar estados afetivos negativos associados aos estudos. Para essa finalidade, questionamentos foram direcionados para aspectos de irritação, tensão/nervosismo, vergonha e tédio. Irritação e tédio não foram comunicados, apesar disso houve registros de opiniões neutras para esses dois estados afetivos. Poucos estudantes (7%, 2 estudantes) sentiram-se tensos e nervosos enquanto estudavam. Em referência ao sentimento de vergonha, embora a maioria não tenha manifestado esse sentimento, houve um grupo menor (20%, 5 estudantes) que afirmaram estarem envergonhados por não absorver os detalhes dos conteúdos.

Os questionamentos pós-aprendizagem estiveram vinculados aos testes. Foram coletadas informações sobre como estudantes se sentiram em relação aos testes. A maioria (80%, 20 estudantes) dos estudantes visualizam os testes como um desafio agradável, enquanto 20% (4 estudantes) discordaram, apresentando opinião contrária. Somente 7% (2 estudantes) sentiram irritados com os resultados alcançados, enquanto 20% mencionaram ficarem apavorados ao realizar testes, e ninguém declarou vergonha com os resultados alcançados.

Observando esses resultados, e buscando responder a segunda questão de pesquisa, verificou-se que os estados afetivos positivos foram prevalentes durante a experiência de aprendizagem, constatando-se poucos registros de estados afetivos negativos e neutros.

### 4.3 CONTRIBUIÇÕES DA ANÁLISE DE DADOS PARA INOVAÇÕES EM TECNOLOGIAS EDUCACIONAIS

Direcionando para a terceira questão de pesquisa que buscou investigar as contribuições dos resultados da análise de dados para a inovação em tecnologias educacionais, há três apontamentos referentes aos recursos de acessibilidade, os fatores humanos, e a mineração de dados.

Os recursos de acessibilidade implantados no curso mostrou-se um elemento essencial para habilitar o MOOC para receber estudantes com deficiências. Incluir parâmetros, componentes e configurações de acessibilidade em plataformas on-line de aprendizagem é um avanço importante em direção à inovação. O registro de inscrições por estudantes com necessidades especiais é uma evidência do interesse deste público em se integrar a comunidade de estudantes vinculados à educação a distância.

No que se refere aos fatores humanos, em especial os dados de personalidade e estados afetivos dos estudantes revelaram-se uma base importante de informação, que fornece subsídios para extrair características dos estudantes, e coletar evidências em relação à influência dos perfis dos estudantes no sucesso acadêmico. Os perfis dos estudantes podem revelar informações que esclarecem seus comportamentos, enquanto os estados afetivos colaboram para mapear o papel dos cursos on-line na experiência afetiva durante aprendizagem.

Acerca das funções da mineração de dados para conduzir a inovações em tecnologias educacionais, pode-se elencar as seguintes possibilidades:

- Detectar se os recursos de acessibilidade estão sendo utilizados por estudantes;
- Verificar a participação e o aproveitamento do curso por estudantes com necessidades especiais;
- Identificar de forma automatizada os perfis dos estudantes;
- Utilizar os perfis dos estudantes para criar plataformas e-learning adaptativas;
- Gerar intervenções automáticas em situações de experiências afetivas negativas;
- Reconhecer a experiência afetiva dos estudantes para fazer recomendações educacionais;
- Gerar melhorias nos conteúdos e no design de MOOCs a partir das informações de perfis e da experiência afetiva.

Os resultados oferecem diferentes oportunidades da análise de dados educacionais extraídos de MOOC para fins de promover inovações em plataformas de ensino e aprendizagem a distância. As informações coletadas apontam que além de componentes tecnológicos, os dados e os fatores humanos fornecem valor em direção à inovação em tecnologias.

## 5 CONCLUSÃO

Nesta pesquisa alertou-se sobre os poucos estudos que investigam a participação de pessoas com necessidades especiais em MOOCs. A partir deste ponto, uma análise no contexto de um MOOC foi realizada para identificar os perfis de estudantes com deficiência que tem se interessado por essa modalidade de aprendizagem, fornecendo atenção para os seus traços de personalidades, e as suas experiências afetivas relatadas durante o percurso de aprendizagem, e como esses dados favorecem a inovação tecnológica.

Por meio da análise de clusters os resultados levaram ao reconhecimento de quatro grupos de perfis de estudantes. A principal descoberta evidenciou que os estudantes pertencentes aos clusters 3 e 4 tiveram maiores taxas de conclusão. Esse achado possibilitou inferir que as características conscienciosidade e agradabilidade prevalentes nesses clusters podem contribuir para o alcance de sucesso na aprendizagem. Contudo, destaca-se que estudantes com perfis diferentes podem tanto conquistar certificados quanto não prosseguirem no curso.

Além de entender quem são os participantes com base em seus traços de personalidade, procurou-se averiguar quais foram os estados afetivos autorrelatados no curso. Os resultados registraram mais experiências afetivas positivas, pois poucos estudantes comunicaram estados afetivos negativos e neutros.

Essas descobertas possibilitaram a conclusão de que os estudantes podem ter diferentes perfis de personalidade, e as suas características podem ser relevantes para o sucesso acadêmico. Também foi possível perceber que a experiência afetiva na aprendizagem também pode favorecer a conclusão, pois houveram poucos relatos de estados afetivos negativos, e comparando esse resultado com o número de conclusões, dentre o total de 24 estudantes com necessidades especiais, 16 concluíram o curso.

Em estudos semelhantes como (Chen et al.; 2016; Abdullatif; Velázquez-Iturbide, 2020), a análise correlacional entre personalidade e outras variáveis foi realizada, neste artigo não conduzimos este tipo de análise em razão do tamanho da amostra de estudantes. Porém, em trabalhos futuros pretende-se empregar testes de correlação considerando todos os estudantes do MOOC.

Os recursos de acessibilidade, os dados coletados, e os fatores humanos em análise mostraram-se relevantes para promover inovações em tecnologias educacionais, especialmente em plataformas e-learning. Os resultados podem ser aproveitados de diferentes maneiras, a fim de produzir cursos on-line de qualidade, e adequados para os diversificados perfis e necessidades dos estudantes, bem como subsidiar avanços em experiências de aprendizado.

## I. AGRADECIMENTOS

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

## REFERÊNCIAS

- ABDULLATIF, H., VELÁZQUEZ-ITURBIDE, J.Á. Relationship between motivations, personality traits and intention to continue using MOOCs. **Education and Information Technologies**, v. 25, p. 4417–4435, 2020.
- CHEN, G.; DAVIS, D.; HAUFF, C.; HOUBEN, GEERT-JAN. 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.
- CHESSER, S.; MURRAH, W.; FORBES, S. A. Impact of Personality on Choice of Instructional Delivery and Students' Performance. **American Journal of Distance Education**, v. 34, n. 3, p. 211-223, 2020.
- CHOUDHRY, M. S.; KAPOOR, R. Performance Analysis of Fuzzy C-Means Clustering Methods for MRI Image Segmentation. *Procedia Computer Science*, v. 89, p. 749-758, 2016.
- CORTES, M.; NOGUEIRA, C. R. D., RIBEIRO, G. R. Políticas Públicas Educacionais e Inovação: a educação a distância como elemento promotor do desenvolvimento regional. In: *Proceeding of 9th International Symposium on Technological Innovation (ISTI/SIMTEC)*, Aracaju/SE, p. 336-343, 2018.
- 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**, v. 37, n. 6, Dez, p. 504-528, 2003.
- INIESTO, F; MCANDREW, P.; MINOCHA, S.; COUGHLAN, T. What are the Expectations of Disabled Learners when Participating in a MOOC?. In: *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '17)*, Cambridge, USA, p. 225- 228, 2017.
- LETZRINGLACEY, 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.
- LONG, C. S.; ALIFIAH, M. N.; KOWANG, T. O.; CHING, C. W. The Relationship between Self-Leadership, Personality and Job Satisfaction: A Review. **Journal of Sustainable Development**, v. 8, n. 1, p. 16-23, 2015.
- LOPES, W. P.; SANTOS, J. P. L. A Inteligência Artificial Aplicada ao Marketing Digital: um estudo prospectivo sobre tecnologias emergentes. In: *Proceeding of 10th International Symposium on Technological Innovation (ISTI/SIMTEC)*, Aracaju/SE, p. 1121-1130, 2019.
- NISHCHYK, A.; SANDERSON, N. C.; CHEN, W. How Elderly People Experience Videos in MOOCs. In: *Proceedings of the 19th International Conference on Engineering and Product Design Education*, 2017.

PAPATHOMA, T.; FERGUSON, R.; INIESTO, F.; RETS, I.; VOGIATZIS, D.; MURPHY, V. Guidance on How Learning at Scale Can be Made More Accessible. In: Proceedings of the Seventh ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '20), p. 289-292, 2020.

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**, v. 36, n.1, p. 36–48, 2011.

SALA, J.; LI, R.; CHRISTENSEN, M. H. Clustering and Classification of Energy Meter Data: A comparison analysis of data from individual homes and the aggregated data from multiple homes. **Building Simulation**, v.14, n.1, p. 103–117, 2019.

YAZIC, Y.; ERENLER, A. Perception of 'Education' As A Positive Supportive Factor in Terms of Big Five Personality Traits. **European Journal of Education Studies**, v. 7, n. 10, p. 527-540, 2020.