



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENSINO DE CIÊNCIAS
JAIRO JOSÉ RIBEIRO TOSCANO DE BRITO JÚNIOR

MODELAGEM DE PADRÕES COMPORTAMENTAIS PARA
IDENTIFICAÇÃO DE ENGAJAMENTO DE ESTUDANTES EM
PLATAFORMAS DE JOGOS DE APRENDIZAGEM

Recife - PE
2023

JAIRO JOSÉ RIBEIRO TOSCANO DE BRITO JÚNIOR

MODELAGEM DE PADRÕES COMPORTAMENTAIS PARA A
IDENTIFICAÇÃO DO ENGAJAMENTO DE ESTUDANTES EM JOGOS DE
APRENDIZAGEM

Dissertação apresentada ao curso de Programa de Pós-graduação em Ensino das Ciências e Matemática da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito para obtenção do título de Mestre em Ensino das Ciências e Matemática.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Lins Rodrigues

Coorientador: Prof. Dr. Américo N. G. Ferreira Amorim

Recife - PE

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

B862junio
rm Brito Junior, Jairo Jose Ribeiro Toscano de
Modelagem de padrões comportamentais para a identificação do engajamento de estudantes em jogos de
aprendizagem / Jairo Jose Ribeiro Toscano de Brito Junior. - 2023.
110 f.

Orientador: Rodrigo Lins Rodrigues.
Coorientador: Americo Nobre Goncalves Ferreira Amorim.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Ensino das
Ciências, Recife, 2023.

1. Jogos digitais. 2. Jogos educacionais. 3. Dados educacionais . 4. Jogos matemáticos. 5. Análise de jogo. I.
Rodrigues, Rodrigo Lins, orient. II. Amorim, Americo Nobre Goncalves Ferreira, coorient. III. Título

JAIRO JOSÉ RIBEIRO TOSCANO DE BRITO JÚNIOR

Modelagem de padrões comportamentais para a identificação do engajamento de estudantes em jogos de aprendizagem

Dissertação apresentada ao curso de Programa de Pós-graduação em Ensino das Ciências e Matemática da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito para obtenção do título de Mestre em Ensino das Ciências e Matemática.

Área de concentração: Tecnologias no Ensino de Ciências e da Matemática

Banca examinadora

Dr. Rodrigo Lins Rodrigues

Presidente

Dra. Elisângela Bastos de Melo Espíndola

Examinadora Interna

Dr. João Carlos Sedraz Silva

Examinador Externo à Instituição

Recife - PE

2023

Dedico este trabalho a minha mãe,
meu pai, meus irmãos e a minha esposa.

Agradecimentos

Este trabalho teve a colaboração de algumas pessoas. Elas contribuíram, cada uma à sua maneira, para a construção deste trabalho, e assim, necessito demonstrar gratidão a essas pessoas:

À minha mãe, Jenny Lee, ao meu pai, Jairo José, aos meus irmãos, Júlio e Jobson, e à minha esposa, Anna Gabrielly, que sempre demonstraram apoio, amor e a atenção de sempre sobre as minhas conquistas. Agradeço muito, também, ao apoio de todos os meus familiares e aos professores que tive ao longo dos anos, pois eles me ajudaram a construir o meu caminho até aqui.

Aos integrantes do grupo de pesquisa, que me proporcionaram momentos ricos de troca de experiências, em especial, ao Gabriel Silva, que sempre se mostrou disponível para tirar as minhas dúvidas e me auxiliar nos processos e dificuldades do meu período como mestrando.

Aos professores do PPGEC, pelos conhecimentos ofertados, em especial, ao meu orientador Rodrigo Lins Rodrigues, que soube entender minhas inseguranças e dificuldades, com bastante paciência e dedicação, sempre me apoiou e motivou nos momentos necessários para que eu pudesse dar o meu melhor no caminhar deste trabalho.

Agradeço, também, a todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram para que este trabalho atingisse a sua forma atual. Quero que saibam que este trabalho é um resultado do esforço de todos nós.

*“Com grandes poderes,
vêm grandes responsabilidades”
(Stan Lee)*

Resumo

Em decorrência do avanço das tecnologias, a forma como o professor precisa lidar com engajamento estudantil tem sido difícil em virtude dos alunos se caracterizarem cada vez mais como nativos digitais. Por isso, a inserção dessas novas tecnologias nas práticas pedagógicas desse professor é crucial. Um recurso pertencente a essas novas tecnologias e que tem despertado o interesse de educadores é o jogo digital (JD), principalmente o fato do JD ter a capacidade de engajar o estudante. Pesquisadores da área da educação têm percebido no JD uma possibilidade de incluir a diversão no processo de ensino e aprendizagem, pois, além do entretenimento, eles podem estimular o desenvolvimento de habilidades motoras, intelectuais e sociais. Além disso, os JD geram uma quantidade robusta de dados referente a interação do estudante no ato de jogar. Esses dados podem ser transformados em informação a partir da *Analytics* de aprendizagem de jogos (GLA). Assim, pelo ponto dos JD demonstrarem uma aptidão a promoverem o desenvolvimento de aspectos educacionais e engajamento, e a possibilidade de encontrar informações pertinentes ao aprender dos estudantes nos dados gerados por eles, percebe-se que os JD possuem potencial para contribuir no processo de aprendizagem. Neste sentido, definimos o objetivo desta pesquisa como contribuir para a tomada de decisão pedagógica de professores em ambiente de aprendizagem baseada em jogos digitais (ABJD) a partir da construção de uma abordagem de GLA. A GLA construída identifica perfil de engajamento estudantil e desempenho escolar de estudantes que utilizaram jogos de matemática de uma plataforma de jogos educativos. Para atingir tal objetivo, identificou-se as variáveis comportamentais em contexto de ABJD que possibilitam a visualização de perfis de engajamento através do desenvolvimento de um mapeamento sistemático, e dividiu-se o método desta pesquisa a partir das seguintes etapas: (1) Análise Exploratória dos Dados, (2) Identificação de perfis de engajamento dos estudantes pela análise de cluster, (3) Criação de um modelo de predição de desempenho. Como resultados obteve-se a identificação e mensuração de engajamento a partir da variável “visualização” (tentativas) dos estudantes por jogo. E assim, classificou-se os estudantes em 3 grupos: engajado, “quase engajado” e “não engajado”. O grupo “quase engajado” apresentou melhor desempenho que os demais grupos e o grupo de controle. As habilidades associadas aos conteúdos de “formas geométricas” e “posicionamento de objetos” foram as melhor trabalhadas pelos jogos associados a elas. Quanto ao modelo de predição, após a aplicação de métodos de classificação e avaliação, o modelo selecionado como melhor foi o *random forest* que classificava o estudante em “estar ou não acima da média” no pós-teste a partir da sua quantidade de tentativas em 4 dos 16 jogos usados na intervenção. Por fim, destacamos os pontos positivos dos métodos criados e realizados nesta dissertação e suas limitações, assim como as implicações educacionais oriundas dos resultados encontrados nesta pesquisa.

Palavras-chave: Jogos digitais, Jogos educacionais, Dados educacionais, Educação, Jogos matemáticos, Análise de jogo.

Abstract

As a result of the advancement of technologies, the way in which the teacher needs to deal with student engagement has been increasingly difficult because students are increasingly characterized as digital natives. Therefore, the insertion of these new technologies in the pedagogical practices of this teacher is crucial. A resource belonging to these new technologies that has aroused the interest of educators is the digital game (DG), especially the fact that the DG has the ability to engage the student. Researchers in the field of education have seen in JD a possibility of including fun in the teaching and learning process, as, in addition to entertainment, they can stimulate the development of motor, intellectual and social skills. In addition, the JD generate a robust amount of data regarding the student's interaction in the act of playing. These data can be transformed into information from the Game Learning Analysis (GLA). Thus, due to the fact that the DL demonstrate an aptitude to promote the development of educational aspects and engagement, and the possibility of finding information relevant to student learning in the data generated by them, it is clear that the DL have the potential to contribute to the learning process . In this sense, we define the objective of this research as contributing to the pedagogical decision making of teachers in a learning environment based on digital games (ABJD) based on the construction of a game learning analytics approach that identifies the profile of student engagement and performance school of students who used math games from an educational games platform. To achieve this objective, behavioral variables were identified in the context of ABJD that make it possible to visualize engagement profiles through the development of a systematic mapping, and the method of this research was divided into the following steps: (1) Exploratory Analysis of Data, (2) Identification of student engagement profiles by cluster analysis, (3) Creation of a performance prediction model. As a result, the identification and measurement of engagement was obtained from the variable “view” (attempts) of students per game. And so, the students were classified into 3 groups: engaged, “almost engaged” and “not engaged”. The “almost engaged” group performed better than the other groups and the control group. The skills associated with the contents of “geometric shapes” and “object positioning” were the best worked on by the games associated with them. As for the prediction model, after applying classification and evaluation methods, the model selected as the best or the random forest that classified the student as “being above average or not” based on the number of attempts in 4 of the 16 games used in the intervention. Finally, we highlight the positive points of the methods created and performed in this dissertation and their limitations, as well as the educational implications arising from the results found in this research.

Keywords: Digital games, Educational games, Educational data, Education, Math games, Games analytics.

Lista de figuras

Figura 1. Critérios de inclusão e exclusão	37
Figura 2. Tela dos jogos “Pequeno e grande”, “Localização” e “Posicionamento”, respectivamente	53
Figura 3. Telas das três atividades do jogo “Formas espaciais”	54
Figura 4. Jogos associados apenas a habilidade EI02ET07	54
Figura 5. Jogos sobre formas geométricas	55
Figura 6. Telas do jogo “Viagem”	56
Figura 7. Tela dos jogos “Números 1” e “2”	57
Figura 8. Tela dos jogos “Quantidade” e “Comida saudáveis”	57
Figura 9. Tela dos jogos “Sequência numérica” e “Sequência - Quantidades”	58
Figura 10. Telas das 5 atividades do jogo diagnóstico	58
Figura 11. Etapas da EDM	59
Figura 12. Esquema do experimento realizado	60
Figura 13. Quantidade de visualização x completude por jogo	68
Figura 14. Quantidade de acerto x erro por jogo	69
Figura 15. Distribuição de visualizações e completudes dos jogos	70
Figura 16. Distribuição de acertos e erros dos jogos	71
Figura 17. Quantidade de grupos sugerido pela função NbClust()	73
Figura 18. Taxa de visualizações por jogos dos alunos por cluster	75
Figura 19. Gráfico da curva ROC dos modelos	86

Lista de quadros

Quadro 1. Critérios de inclusão e exclusão do mapeamento	37
Quadro 2. Artigos selecionados	40
Quadro 3. Evidências de engajamento	41
Quadro 4. Tipos de engajamento identificados	42
Quadro 5. Categorias de técnicas	43
Quadro 6. Variáveis selecionadas	53

Lista de tabelas

Tabela 1. Distribuição dos artigos publicados no período 2011-2021	40
Tabela 2. Variáveis e seus tipos de engajamento	44
Tabela 3. Relação entre artigos, nível educacional e amostra	48
Tabela 4. Variáveis da base de dados	65
Tabela 5. Quantidade de valores faltantes por variável	68
Tabela 6. Resultado do teste Hopkins das variáveis e suas combinações	73
Tabela 7. Distribuição dos estudantes em cada grupo das 45 clusterizações	75
Tabela 8. Média de visualizações e completudes por jogo dos grupos	77
Tabela 9. Taxa de cada variável por indivíduos dos clusters	78
Tabela 10. Resultado do teste de Kruskal-Wallis	79
Tabela 11. Resultado do teste de Dunn	79
Tabela 12. Médias de cada grupo no pré e pós-testes	80
Tabela 13. Sintetização do teste de Dunn sobre cada habilidade no pós-teste	81
Tabela 14. Resultado do pós-teste geral e por habilidade dos indivíduos do cluster 1	82
Tabela 15. Tamanho do efeito de cada grupo	84
Tabela 16. Combinação de variáveis escolhidas	85
Tabela 17. Valores das métricas de cada modelo	86

Lista de abreviaturas e siglas

JD	Jogos Digital
JS	Jogos Sérios
ABJ	Aprendizagem baseada em jogos
ABJD	Aprendizagem baseada em jogos digitais
MDE	Mineração de dados educacionais
LA	<i>Learning Analytics</i>
GA	<i>Game Analytics</i>
GLA	<i>Game Learning Analytics</i>

Sumário

1 Introdução	17
1.1 Justificativa	19
1.2 Questões de Pesquisa	20
1.3 Objetivos	21
1.4 Estrutura da Dissertação	21
2 Engajamento estudantil	22
2.1 Tipos de engajamento	23
2.2 Engajamento e tecnologia	26
2.3 Engajamento e Jogos Digitais	28
2.4 Considerações sobre o capítulo	30
3 Aprendizagem baseada em jogos digitais	32
3.1 Jogos e Aprendizagem	32
3.2 Jogos como artefato avaliativo	33
3.3 Análítica da aprendizagem em jogos	35
3.4 Considerações sobre o capítulo	37
4 Mapeamento sistemático sobre engajamento e aprendizagem baseada em jogos	39
4.1 Busca e seleção dos artigos	40
4.2 Resultados do mapeamento	41
5 Metodologia	54
5.1 Paradigma da Pesquisa	54
5.2 Perfil dos Participantes, Contexto e Ambiente de Coleta	54
5.3 Descrição dos jogos utilizados	56
5.4 Processo de Análise dos dados	63
5.5 Análise exploratória	65
5.6 Descoberta de Perfis de Engajamento	65
5.7 Modelagem para Predição de Desempenho	69
6 Resultados	72
6.1 Análise Exploratória	72
6.2 Identificação de perfis de engajamento	77
6.3 Cálculo do Tamanho do Efeito	87
6.4 Predição de desempenho dos estudantes	89
6.5 Discussões e Implicações Educacionais	92
7 Considerações Finais	100
8 Produção acadêmica originadas deste estudo	103
Referências	104

1 Introdução

A educação vive uma constante adaptação para se integrar a um cenário global, o qual é representado pelo avanço tecnológico, e um dos pontos de destaque desse processo é a percepção da recorrente mudança de perfil dos estudantes (Santos; Vieira, 2020). Em decorrência do avanço das tecnologias, a atenção ou interesse dos estudantes fica cada vez mais difícil de ser atraído pelo professor que não se apropria das novas tecnologias para aprimorar suas práticas pedagógicas. Um recurso tecnológico que vem ganhando cada vez mais espaço no cotidiano dos alunos, independente do nível de ensino, é o jogo digital (JD), e este, por sua vez, está bastante associado ao engajamento (Xu *et al.*, 2022). A quantidade de usuários de jogos digitais tem aumentado com o passar do tempo, e os brasileiros são um dos maiores consumidores desse tipo de artefato (Pimentel *et al.*, 2021).

A popularidade dos jogos digitais tem despertado o interesse de diversos setores da sociedade. Pesquisadores da área da educação têm percebido no JD uma possibilidade de incluir a diversão no processo de ensino e aprendizagem (Pimentel; Junior, 2021). Essa perspectiva foi adotada pelos educadores devido às características que os jogos apresentam, pois, além do entretenimento, eles podem estimular, além do engajamento, o desenvolvimento de habilidades motoras, intelectuais e sociais (Simões Gomes *et al.*, 2018).

O aspecto do JD possibilitar a atratividade e engajamento do jogador, chama a atenção dos educadores. Para Santos e Vieira (2020) “os jogos se destacam pelas características que apresentam: a meta, as regras, o feedback e a participação voluntária que, associadas à narração, interatividade, competitividade e recompensa, possibilitam engajamento aos jogadores” (p.136). Percebe-se que os JD possuem potencial para contribuir no processo de aprendizagem e proporcionar práticas educacionais condizentes com o perfil dos estudantes atuais (Pimentel; Junior, 2021). Compartilhando dessa perspectiva, o método de Aprendizagem Baseada em Jogos Digitais (ABJD) surge com o intuito de cumprir propósitos específicos de aprendizagem a partir da utilização de JD, simuladores e atividades gamificadas (Höyng, 2022).

Aumentar o engajamento dos envolvidos no processo faz parte das metas de diversas áreas que buscam inserir a utilização do JD na sua rotina (Ferreira; Pimentel, 2021). O engajamento refere-se a um estado psicológico de participação ou envolvimento em alguma atividade. Esta não é uma ideia advinda, exclusivamente, dos *games*, mas o engajamento está comumente associado aos JD, pois o jogador encontra-se com a sua atenção focada e uma

postura de alto envolvimento durante a sua utilização (Kniestedt *et al.*, 2022). Dessa forma, vários setores procuram se apropriar de jogos de teor educativo, ou jogo sério (JS), a fim de melhorar o desempenho dos processos de ensino e aprendizagem.

Diante das pesquisas que buscam entender o fenômeno do engajamento nos processos de aprendizagem, a sua definição é sempre expandida de acordo com o contexto (Kniestedt *et al.*, 2022). De acordo com Fredricks, Blumenfeld e Paris (2004) o engajamento possui um caráter relativo, e na literatura normalmente o classificam como comportamental, emocional ou cognitivo. Na Educação, esse fenômeno multifacetado demonstra aspectos e evidências, muitas vezes a depender da abordagem metodológica aplicada no processo em questão. Pode-se notar essa característica ao observar alguns trabalhos da área da educação que abordam engajamento. Enquanto Ferreira e Pimentel (2021) associam o engajamento a aspectos sociais como interação entre discentes, colaboração e autonomia na elaboração e realização de um evento envolvendo JD na escola. Santos e Vieira (2020) observam o engajamento por meio da interação dos estudantes com o professor, com o texto e entre os pares durante uma abordagem gamificada que propunha um jogo de leitura.

O engajamento estudantil é importante para o desempenho do processo educacional, inclusive o processo de aprendizagem (Ji; Park; Shin, 2022). A ABJD tem-se mostrado um recurso que promove esse fenômeno, pois a experiência lúdica que o método proporciona resulta no estímulo ao engajamento psicológico nos estudantes (Höyng, 2022). Essas evidências podem ser encontradas por meio de dados oriundos da interação do JD com o usuário, e esses dados podem emergir de diversos aspectos (comportamentais, emocionais, cognitivos), além de poderem fornecer importantes informações acerca do aluno e de como ele aprende naquele ambiente (Cariaga; Feria, 2015). Uma das abordagens que vem sendo utilizada para a captura dessas evidências é *Learning Analytics* (LA), e com ela é possível extrair informações sobre os processos e níveis de engajamento a partir de dados advindos de um ambiente de ABJD (Moon; Ke, 2020).

LA se constitui de conceitos e técnicas de ciência de dados e de variadas áreas que visa investigar as ações dos estudantes durante a interação com recursos digitais, buscando o fornecimento de informações sobre o processo de aprendizagem a partir desses dados (Cariaga e Feria, 2015). Quando a LA é aplicada sobre dados referentes a processos de aprendizagem, realizado a partir da ABJD, ela se apropria de definições e métodos presentes na *Game Analytics* (GA) para desenvolver as etapas de coleta, análise e interpretação dos dados, e passa a ser chamada de *Game Learning Analytics* (GLA) (Alonso-Fernandez *et al.*, 2017).

Na última década, estudos abordando JD, mais especificamente SG no contexto educacional, utilizaram a análise de dados sobre os dados resultantes da interação entre os alunos e o JD com foco na avaliação, previsões de aprendizagem e identificação de perfil do estudante (Alonso-Fernández *et al.*, 2019a). Os resultados do trabalho de Alonso-Fernández *et al.* (2019a) apontam que os JD, devido à interatividade e imersão, são benéficos para o processo de aprendizagem em diferentes contextos, além do seu estímulo ao engajamento dos educandos. Com isso, percebe-se o potencial que a GLA possui para revelar informações cruciais acerca de como funciona o aprender estudantil num contexto de ABJD.

1.1 Justificativa

Recursos tecnológicos e digitais estão cada vez mais presentes no cotidiano das instituições educacionais, inclusive o JD, uma vez que o mesmo oferece uma variedade de possibilidades para os processos de ensino e aprendizagem (Pimentel; Junior, 2021). É essencial que a aplicação de JD na Educação seja acompanhada do acesso ao dados de interação do estudante com o jogo, pois, é por meio desses dados que é possível validar e verificar a eficácia da abordagem, visualizar a presença do engajamento na interação estudante-JD e avaliar o rendimento escolar do discente durante a utilização desse recurso (Alonso-Fernandez *et al.*, 2017).

Para que sejam tomadas decisões com base nesses dados gerados por um ambiente de interação (o JD), é necessário técnicas de ciências de dados, mais especificamente de GLA, pois serão utilizadas técnicas da Mineração de Dados Educacionais (MDE) e LA sobre dados de um JS para a melhoria do aprendizado (Cariaga; Feria, 2015). Simões Gomes, Pontual Falcão e Cabral de Azevedo Restelli Tedesco (2018) utilizaram a ABJD para o ensino de programação para crianças pequenas e analisaram os dados a partir de entrevista não-estruturada e semiestruturada e observação participante. Nesse trabalho, foi pontuado que a maioria dos JD utilizados na experiência não dispunham de monitoramento de dados de interação, e que poderia haver informações importantes, como o tempo gasto em cada fase ou número de tentativas para resolver um nível do jogo. Percebe-se o quanto a obtenção desses tipos de dados podem contribuir para a compreensão do processo de aprendizagem em ABJD.

O engajamento na aprendizagem é caracterizado como uma estratégia que liga o aprender e motivar (Moon; Ke, 2020) e um estado psicológico de concentração ou um estado de total presença de consciência em uma atividade específica (Kniestedt *et al.*, 2022). Um dos propósitos que determina a eficácia do JS é o grau em que o estudante se engaja em

decorrência do JD (Höyng, 2022). Em Moon e Ke (2020), os autores exploraram a relação entre a interação do estudante no jogo e o engajamento de aprendizado em uma abordagem de ABJD e matemática, e o estudo demonstrou, por meio da aplicação de LA, que houve engajamento estudantil estimulado da interação com o JD. Portanto, a depender da faceta do engajamento estudantil adotada na pesquisa, é possível identificar discentes engajados e não-engajados a partir dos dados de aprendizagem provenientes de uma ABJD.

Portanto, neste estudo, é proposto o desenvolvimento de uma solução de GLA com o intuito de identificar o desempenho e o perfil de engajamento dos estudantes numa ABJD. Com isso, a finalidade advinda da proposta é contribuir para a compreensão do engajamento dos estudantes numa ABJD a partir de uma solução gerada por um processo GLA.

1.2 Questões de Pesquisa

A questão central que norteou os estudos realizados foi: Como desenvolver uma solução de GLA que possibilite os professores na compreensão do engajamento e desempenho dos estudantes em processo de ABJD?

Mediante tal questão, foram desenvolvidos estudos sobre a abordagem do engajamento estudantil e ABJD na literatura, assim como se construiu uma metodologia que busca-se responder à questão de pesquisa.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste estudo é contribuir com a tomada de decisão pedagógica docente a partir de uma solução de *Game Learning Analytics* para a identificação do perfil de engajamento de estudantes e compreensão de seu desempenho em contextos de Aprendizagem Baseada em Jogos Digitais. Para alcançar tal objetivo, objetivos específicos deste trabalho são:

- Identificar variáveis comportamentais que permitam a caracterização de perfis de engajamento dos estudantes em contextos de ABJD;
- Classificar estudantes em diferentes perfis de engajamento, por meio de variáveis comportamentais com tendência de agrupamentos que apresentem diferenças significativas quanto ao desempenho dos estudantes;

- Identificar variáveis comportamentais que influenciam o desempenho dos estudantes em ABJD.

1.4 Estrutura da Dissertação

A dissertação foi estruturada da seguinte forma: No capítulo 1, são apresentados aspectos que justifiquem a aliança importante entre engajamento e JD para a aprendizagem, e conceitos associados a GLA e as suas relações com a identificação de desempenho e perfis de engajamento. Além disso, encontra-se também a justificativa, questões de pesquisa, objetivos e estrutura da dissertação.

Os capítulos 2 e 3 apresentam uma discussão sobre o engajamento e ABJD. Já no capítulo 4, tem-se um mapeamento da literatura que mostra um panorama dos estudos que abordam ABJ e a adoção de MDE, LA ou técnicas estatísticas para auxiliar na identificação e mensuração do engajamento dos estudantes nesse contexto de aprendizagem.

No capítulo 5, tem-se o método proposto por esta pesquisa, no qual foi definido os dados e as etapas aplicadas para alcançar os objetivos estabelecidos. No capítulo 6, consta os resultados encontrados e as implicações educacionais deste trabalho. Por fim, no capítulo 7, são expostas as considerações finais da pesquisa.

2 Engajamento estudantil

Segundo Bergdahl (2022), diversas pesquisas vêm contribuindo para uma melhor compreensão acerca do conceito de engajamento, uma vez que os trabalhos desenvolvidos abordam esse fenômeno com dimensões variadas, tais como afetivas, emocionais, comportamentais, cognitivas ou subvariações associadas a estas, como vigor, dedicação, foco, ou socialização. Embora seja complexo definir os limites conceituais do termo, o engajamento possui definição multifacetada, o que tem despertado o interesse de pesquisadores de diversas áreas que buscam entender tal fenômeno e suas implicações no processo de aprendizagem (Bergdahl, 2022).

Formas de definir e mensurar o engajamento foram sendo desenvolvidas por diversas pesquisas, e essas também investigaram de que maneira o engajamento contribui com a aprendizagem em diversos contextos educacionais (Hutain; Michinov, 2022). Entretanto, mesmo que estudos destaquem a importância do engajamento no processo de aprendizagem e demonstrem uma conexão entre engajamento e desempenho, necessita-se de mais trabalhos para tornar esse conceito mais definido e mensurável (Dubovi, 2022).

Na pesquisa de Brito Lima, Lautert e Gomes (2021) os autores afirmam que estudos variados enfatizam a importância das práticas pedagógicas exercidas pelos profissionais da sala de aula, porque essas práticas provocam o estudante impactando comportamentos e até estados psicológicos associados. Chiu *et al.* (2021) diz ainda que o engajamento estudantil é necessário para uma aprendizagem sucessiva. Dessa forma, percebe-se que o aumento e manutenção do engajamento dos estudantes fazem parte das metas principais dos educadores, visando a otimização da realização, persistência e interesse desses estudantes (Bond, 2020).

Embora o conceito de engajamento seja aceito como um construto multifacetado e complexo, e não há ainda uma definição que satisfaça todos os contextos aos quais tal fenômeno se associa, é importante que cada estudo inicie com uma definição clara e bem construída do engajamento na sua própria compreensão (Bond, 2020; Bond *et al.*, 2020). Por exemplo, de acordo com Chiu *et al.* (2021), o engajamento está associado a aspectos como atenção, esforço, curiosidade, participação, interesse e paixão apresentados pelo estudante no seu processo de aprendizagem. Bergdahl (2022) afirma que o engajamento está relacionado a frequência escolar, notas, bem-estar geral e bom desempenho escolar. Já para Silvola *et al.* (2021) o engajamento estudantil é o compromisso que o estudante estabelece com a

aprendizagem demonstrado por meio da qualidade de sua participação e investimento individual no processo.

O engajamento estudantil é um conceito sem definição concreta uma vez que um subconstruto originado de um dado contexto pode não se associar tão bem a outro, por isso nota-se que o surgimento de dimensões desse fenômeno é algo inevitável. Dessa forma, o próximo tópico abordará sobre tipos de engajamento estudantil discutidos em alguns estudos.

2.1 Tipos de engajamento

O engajamento estudantil é um fenômeno cuja sua constituição varia de acordo com o ambiente onde ele está sendo provocado ou mensurado, sendo tratado como um construto multidimensional (Hutain; Michinov, 2022). Pesquisas anteriores foram destacando aspectos comportamentais, cognitivas e emocionais associados ao engajamento (Shi; Tong; Long, 2021). Outros autores afirmam que além dessas características tridimensionais (Hutain; Michinov, 2022), tais aspectos podem prever o desempenho escolar dos estudantes individualmente, porém unidas também formam um construto mais completo (Silvola *et al.*, 2021).

Segundo O'Brien *et al.* (2022) estudantes em estado de engajamento demonstram interesse, apresentam um forte senso de pertencimento (afeto), são assíduos quanto as aulas, não são de personalidade destrutiva e gostam de desafios (comportamento), além de não medir esforços para ir além do que lhe foi solicitado (cognitivo). Pode-se afirmar que esses aspectos citados foram evidenciados dentre tantos outros presentes no ambiente em que o estímulo ao engajamento ocorreu, por isso não determinou-se um número absoluto de dimensões ou subconstrutos que derivam desse fenômeno (Bond *et al.*, 2020). Entretanto, concorda-se que esses pontos se originam da perspectiva de que o engajamento auxilia as pessoas na busca de seus objetivos, sejam eles profissionais, sociais ou emocionais (O'Brien *et al.*, 2022).

Na tentativa de melhor compreender o conceito de engajamento surgiram propostas de classificação do termo, nas quais de acordo com Fredricks, Blumenfeld e Paris (2004) existem três principais tipos de engajamento: comportamental, cognitivo e emocional. Embora principais, esses três subconstrutos não são tidos como predominantes nos estudos associados a este fenômeno, pois, em pesquisas recentes, o engajamento emocional, social e agêntico têm sido abordados (Bond *et al.*, 2020). Hutain e Michinov (2022) afirmam também

que, justamente por se tratar de um construto multidimensional, têm sido desenvolvidas abordagens que categorizam entre duas e quatro classificações.

2.1.1 Engajamento comportamental

A literatura aponta que existe uma relação entre o nível de engajamento do estudante e o seu desempenho escolar (Harris, 2008). Segundo Dubovi (2022), o engajamento do estudante associa-se a manifestações comportamentais, emocionais e cognitivas do processo de aprendizagem. Dependendo da ênfase com que esse fenômeno for aumentado e mantido nos indivíduos, pode resultar num efeito forte no desenvolvimento cognitivo e no desempenho escolar dos discentes (Bond, 2020).

O engajamento comportamental está relacionado à noção de participação e é associado a comportamentos observáveis, como a participação ativa do estudante nas atividades educacionais e suas interações com artefatos e sujeitos. Essa relação corrobora com Silvola *et al.* (2021), pois esses autores afirmam que o engajamento estudantil é constituído por dimensões comportamentais, emocionais e cognitivas, e que, associadas a essas dimensões, estão aspectos como ações visíveis, respostas emocionais, esforço psicológico e atitudes intencionais, relacionados ao desempenho acadêmico.

O engajamento comportamental refere-se também à participação do estudante em atividades de aprendizagem, seja em ambiente escolar ou não, nas quais o discente apresenta um maior grau de engajamento quando demonstra proatividade e responsabilidade por seu aprendizado (Chiu *et al.*, 2021). Numa abordagem de *blended learning*, Bergdahl (2022) diz que esse tipo de engajamento associa-se ao estudante ser proativo na utilização de tecnologias digitais para apoiar a sua aprendizagem. De acordo com Silvola *et al.* (2021), o engajamento comportamental está associado a atitudes observáveis dos educandos, como participação e envolvimento em atividades escolares importantes para o desempenho acadêmico. Pode-se perceber, mediante os conceitos apresentados acerca dessa dimensão do engajamento, que a proatividade do estudante em seu processo de aprendizagem está associada ao engajamento comportamental.

2.1.2 Engajamento Emocional

O engajamento emocional está associado a reações positivas e negativas a tutores, colegas de turma, seja na academia ou na escola, ao estabelecimento de relações com a instituição que influencia na disposição da participação de algo que precisa ser realizado

(Oliveira *et al.*, 2022). De acordo com Hutain e Michinov (2022), esse tipo de engajamento refere-se ao sentimento dos estudantes em questão no momento do processo de aprendizagem. Aspectos que podem ser observados quanto a essa categoria do fenômeno abordado são: atenção estudantil fornecida no processo; interesse na aprendizagem; e conexão social com os colegas, ou colaboração no momento do aprender (Hutain; Michinov, 2022).

Oliveira *et al.* (2022) dizem que o engajamento interage com fatores como motivação, criticidade, desempenho escolar, produtividade e experiência na aprendizagem. Pode-se afirmar então que o engajamento emocional concentra-se no estado emocional do estudante durante o processo de aprendizagem, pois, segundo Dubovi (2022), emoções positivas como interesse, entusiasmo e prazer relacionados ao aprendizado associados ao envolvimento do estudante nas atividades de aprendizagem podem impactar o engajamento estudantil, e consequentemente, o desempenho desse estudante.

A partir dessas compreensões sobre o engajamento emocional, pode-se perceber que a ideia desse fenômeno permeia a esfera socioemocional dos estudantes, pois, além de destacar que as emoções que envolvem discentes no processo de aprendizagem impactam o aprendizado dos mesmos, a interação social que ocorre durante esse processo, seja entre estudante e professor ou estudante-estudante, também influencia no estado de engajamento do educando.

2.1.2 Engajamento Cognitivo

Estudos têm mostrado que o engajamento tem sido eficaz quando levado em conta a analisar o desempenho dos estudantes, pois, considerando-se também aspectos sociais como interação entre os discentes, esse fenômeno apresenta grande potencial para a melhoria do desempenho escolar e redução da evasão desses estudantes (Oliveira *et al.*, 2022). Concordando com isso, Silvola *et al.* (2021) diz que educandos engajados em seus estudos demonstram bom desempenho e prazer no ato de estudar.

Silvola *et al.* (2021) descreve o engajamento estudantil como um comprometimento do estudante com o próprio aprendizado, ou seja, a participação voluntária e investimento de tempo e esforço. Dessa forma, o engajamento cognitivo surge relacionado ao nível desse investimento ao aprendizado (Shi; Tong; Long, 2021). Esses autores definem o engajamento cognitivo como um componente importante do envolvimento escolar e dizem estar bastante associado ao desempenho escolar.

O engajamento cognitivo baseia-se na apropriação da vontade de realizar um esforço que é preciso para a compreensão de conceitos difíceis e o domínio de técnicas complexas (Oliveira *et al.*, 2022). Hutain e Michinov (2022) também refere-se a um investimento na aprendizagem feito pelo estudante, com o mesmo optando por estratégias de aprendizagem significativas para unir novos conhecimentos com os que ele já possui. Pode-se perceber que o engajamento cognitivo é um investimento psicológico iniciado internamente pelo discente que ocorre por meio de orientação mental e custosos esforços cognitivos durante o processo de aprendizagem (Dubovi, 2022).

Segundo Shi, Tong e Long (2021), a articulação do engajamento cognitivo se dá partir de uma aprendizagem autorregulada e estratégica. Esse tipo de engajamento pode dividir-se em duas subcategorias a depender do grau de estratégias utilizadas no processo e o esforço investido na execução. Tal classificação dar-se da seguinte forma: engajamento cognitivo profundo ou superficial. De acordo com esses autores, o engajamento cognitivo profundo envolve uma estratégia bastante significativa, enquanto que o engajamento cognitivo superficial aborda estratégias de memorização mecânica ou outras formas de processamento mecânico.

Percebe-se que essa subclassificação do fenômeno discutido está fortemente associada com o aprender do estudante, uma vez que “[...] o engajamento cognitivo profundo desenvolve a conexão entre o novo material e o conhecimento prévio e envolve a criação de uma estrutura de conhecimento mais complexa” (Shin, Tong e Long, 2021). Os autores complementam dizendo que esse subtipo de engajamento tem efeito positivo sobre o processo de aprendizagem do estudante, enquanto que o efeito do engajamento cognitivo superficial apresenta um efeito negativo na aprendizagem estudantil.

Pode-se afirmar então, com base nas perspectivas dos autores mencionados nessa subseção, que o fenômeno engajamento do estudante está associado, também, às atitudes psicológicas reativas ou voluntárias dos estudantes. Sendo assim, o estímulo ou provocação do sentimento de engajamento tem potencial para contribuir para o processo de aprendizagem do educando, porém, deve-se ter a devida apropriação, uma vez que também pode ter efeito negativo no mesmo processo.

2.2 Engajamento e tecnologia

Na área da tecnologia, o engajamento do usuário tem sido estudado em vários contextos, como rede social, saúde digital, *marketing* digital e aprendizado *online* por meio

de diversos dispositivos (O'Brien *et al.*, 2022). De acordo com esses autores, o engajamento do usuário refere-se à medida que um usuário faz investimento cognitivo, emocional e do seu tempo num aplicativo, porém, é associado à apenas a mensuração de frequência de acessos ou duração da utilização da tecnologia.

Segundo Bond *et al.* (2020), a utilização da tecnologia mostra-se contribuinte para tornar o processo de ensino e aprendizagem mais significativos, além de otimizar a autorregulação e o desempenho do estudante. Chiu (2021) diz que manter o engajamento estudantil no processo de aprendizagem com a tecnologia é desafiante, por isso compreende-se o destaque que tem se dado nas pesquisas a associação entre tecnologia educacional e aprendizagem.

O potencial que a tecnologia tem para a educação em melhorar o engajamento estudantil é notado há tempos pela literatura, porém precisa-se de um planejamento bem executado e conectado ao ensino para ter eficácia, pois em caso contrário, pode acarretar em desengajamento (Bond *et al.*, 2020). De Brito Lima, Lautert e Gomes (2021) concordam com essa cautela no uso da tecnologia educacional pois nos resultados do seu estudo indicaram que, mediante um planejamento bem realizado e adequado à realidade tecnológica dos estudantes em questão, considerando a acessibilidade e demanda cognitiva da ferramenta, o engajamento estudantil pode não sofrer influência desses fatores.

Em diversos contextos, o engajamento estudantil apresenta aspectos comportamentais, emocionais e cognitivas referentes à aprendizagem do educando (Dubovi, 2022), e o ensino poderia ser aprimorado pela compreensão desse fenômeno por meio da identificação e entendimento desses aspectos manifestados no processo de aprendizagem (Hutain; Michinov, 2022). Pesquisas envolvendo a relação humano-computador destacam que elementos comportamentais considerados como associados ao engajamento do usuário mais comuns são cliques, *downloads*, tempo de uso do aplicativo, quantidade de acesso, e esses aspectos são diretamente proporcionais ao grau de engajamento do indivíduo (O'Brien *et al.*, 2022).

De acordo com Dubovi (2022) avanços de estudos que visam o desenvolvimento de formas de capturar e mensurar dados referente a engajamento “propõem uma abordagem multimodal de sinais psicofisiológicos e fluxos de dados de autorrelato como meio de fornecer uma perspectiva contínua e orientada para a pessoa no engajamento”. Esse autor ainda afirma que ao combinar essas variáveis de mensuração do engajamento pode ajudar a identificar as causas de desengajamento, e dessa forma, possibilita o reengajamento. Bergdahl (2022) corrobora com esse ponto afirmando que a análise do engajamento estudantil tem contribuído, além da identificação do desengajamento, para desenvolvimento do sucesso

escolar, redução de evasão escolar, mensuração e monitoramento da qualidade do ensino e o grau do efeito de intervenções pedagógicas.

A tecnologia digital ganhou destaque para a educação, pois mostrou afetar bastante o processo de aprendizagem dos estudantes (Bond *et al.*, 2020). Em seu estudo, que apresenta uma proposta de análise de engajamento de estudantes de um curso *online*, Silva *et al.* (2016) trata o engajamento, com base em Análise de Rede Sociais, como a razão entre número de diálogos iniciados pelos discentes e quantidade de conexões possíveis. Esses autores destacam que variáveis associadas ao diálogo, autonomia e dados do perfil do educando dentro do ambiente virtual estão associadas ao engajamento desse estudante. Ainda concluem que essas variáveis têm impacto no grau de engajamento dos diálogos educacionais, e que além disso, elas disponibilizam ao professor informações importantes para o aprimoramento de suas estratégias pedagógicas que poderão resultar em maior participação estudantil.

Oliveira *et al.* (2022) afirmam que a compreensão dos fatores que acarretam no aumento do grau de engajamento dos educandos é uma das maneiras de se evitar altos níveis de reprovação ou evasão em cursos *online*. A autora e seus colaboradores dizem que estudos mostram a importância da relação entre o engajamento e desempenho do estudante, pois os sistemas educacionais que utilizam ambientes virtuais de aprendizagem não contribuem para o estímulo e manutenção de altos níveis de engajamento estudantil. O motivo disso seria a baixa interação com os materiais pedagógicos e não capacitação dos discentes e docentes quanto a utilização das ferramentas disponíveis nos ambientes virtuais de aprendizagem.

Além da contribuição que o engajamento associado à tecnologia educacional pode proporcionar ao processo de aprendizagem do estudante, seja em ambientes virtuais ou não, a própria tecnologia em si tem ofertado técnicas e ferramentas que auxiliassem na compreensão dessa relação (Bond *et al.*, 2020). Oliveira *et al.* (2022), além de utilizar técnicas de mineração de dados educacionais em seu estudo, concluem que muitos estudos que abordam engajamento também utilizam essa técnica. Esses autores ainda dizem que essa técnica possibilita a descoberta de especificidade em alguns perfis de estudantes, para que a coordenação e os docentes possam tomar as devidas medidas para o sucesso escolar.

2.3 Engajamento e Jogos Digitais (JD)

Os JDs se constituem de vários recursos motivacionais com capacidade de reter o interesse e promover o engajamento ideal (Xu *et al.*, 2022). Por isso, os jogos podem envolver melhor as pessoas numa tarefa específica em comparação à situação dessas pessoas

realizarem essas mesmas tarefas sem o jogo na mediação (Kniestedt *et al.*, 2022). Partindo de uma perspectiva semelhante, o JD educativo proliferou-se e seus benefícios foram sendo comprovados nessas últimas décadas (Ramos-Vega *et al.*, 2021).

A efetividade de um jogo educativo é, principalmente, associado ao engajamento que o estudante direciona a ele (Bueno; Beder; Otsuka, 2022). Em concordância, Xu *et al.* (2022), afirmam que a capacidade que os JD têm de motivar e engajar os estudantes em uma aprendizagem significativa, é a razão da utilização de JD como ferramentas no processo de ensino. Tendo em vista essa possível relação entre engajamento do estudante e o JD, na qual o engajamento passa a ser o principal finalidade do jogo e a métrica do seu desempenho, o estudo do engajamento em JD foca no comportamento mensurável e observável oriundos da interação estudante-jogo (Kniestedt *et al.*, 2022).

Pesquisadores consideram o fluxo como um estado do estudante de engajamento completo que proporciona o sentimento de prazer, e a melhor experiência que o jogo pode oferecer ao usuário, na qual os desafios não são difíceis e nem fáceis para o jogador (Kniestedt *et al.*, 2022). De acordo com a literatura, além da dinâmica desafio-habilidade descrita pelo fluxo, os recursos do JD, como as metas e livre-arbitrio, são essenciais para o envolvimento ideal durante o processo de aprendizagem com o jogo (Xu *et al.*, 2022). Para o JD conseguir oferecer uma experiência engajante, os principais elementos identificados no mapeamento de Bueno, Beder e Otsuka (2022) foram: desafios, recompensas, *feedback*, interação social e sensação de controle.

O uso do jogo digital no processo de aprendizagem pode contribuir bastante para a construção do conhecimento do estudante. No experimento desenvolvido por Ramos-Vega *et al.* (2021) a participação do estudante no *design* de um jogo educacional pode aumentar o nível de engajamento e facilitar a conscientização de sua aprendizagem. Campbell e Atagana (2022) ensinaram programação a iniciantes por meio da criação de um jogo utilizando o *software* Scratch. Esses autores, com a complementação de dados de observadores do experimento, indicaram sinais positivos do engajamento afetivo e cognitivo dos estudantes para com o jogo. Em Xu *et al.* (2022), a partir de dados de rastreamento vindos do jogo, afirmam que os educandos demonstraram diversas características associadas ao engajamento de tarefa e comportamental com o uso do jogo Crystal Island. Além disso, os autores destacaram que o rastreamento dos dados pode fornecer informações valiosas sobre o processo de aprendizagem dos estudantes, em tempo real, e que esses dados podem ajudar a construir modelos de aprendizado.

Mesmo com a associação do engajamento com o uso do jogo no processo de aprendizagem ter sido realizada por diversos autores, ainda, se faz necessário compreender melhor como se dá essa associação. Kniestedt *et al.* (2022), na proposição do seu modelo de abordagem de engajamento na aplicação de um jogo, apresentam vários modelos de autores que buscaram compreender o engajamento dos jogadores em jogos sérios. O Modelo de Engajamento de Jogo Revisado tratava o engajamento como um abrangente termo subjetivo, composto por imersão, presença e fluxo. Para os criadores desse modelo, o engajamento é um estado progressivo de atenção, e pode ser categorizado ao nível baixo ou alto. O engajamento de baixo nível remete a imersão e envolvimento motivacional, e o engajamento de alto nível está associado à presença e fluxo do usuário no jogo. Já no modelo “Engajamento como um processo”, os autores apresentam o engajamento como um processo iniciado num ponto engajado do usuário, em seguida um ponto de desengajamento, e em algum momento por vir, o usuário pode optar por se engajar novamente. Os autores desse processo focam em identificar os atributos referente a cada etapa dessa do processo. Modelo de envolvimento do jogador é um modelo onde os autores afirmam que para um usuário engajar precisa-se que ele concentre sua atenção em várias áreas de *design* do JD. Kniestedt *et al.* (2022) dividem as áreas de engajamento em: espacial, cinestésico, narrativo, afetivo, lúdico e compartilhado.

2.4 Considerações sobre o capítulo

O engajamento estudantil é um fenômeno psicológico relacionado ao estudante. Esse fenômeno é multifacetado, pois o engajamento do estudante pode ser associado, pelos autores, a diferentes aspectos observáveis ou capturáveis a depender do contexto da pesquisa. Sendo assim, considera-se importante a definição de engajamento a ser utilizada em cada trabalho. Dessa forma, destaca-se, nesta pesquisa, a definição de engajamento estudantil como a perseverança do discente em superar algum desafio associado à aprendizagem..

A identificação do tipo do engajamento é um fato que auxilia na definição de engajamento a ser utilizado pela pesquisa. Segundo a literatura, os tipos de engajamento podem ser categorizados como comportamentais, cognitivos ou emocionais, porém, várias ramificações já surgiram desses três tipos iniciais a fim de refinar a definição desse estado psicológico. Sabe-se que o engajamento estudantil é um fenômeno que ocorre no ambiente educacional, seja físico ou digital, síncrono ou assíncrono. Por isso, destaca-se a importância do estabelecimento de uma definição para o engajamento do estudante em pesquisas, pois

estes podem possibilitar compreensão, e até predição, do processo de aprendizagem do discente.

A tecnologia tem se mostrado uma contribuinte para a aprendizagem dos estudantes, e por isso ela tem sido incluída no processo de ensino pelos professores. Pesquisadores também têm notado o potencial que a tecnologia apresenta para o melhoramento do engajamento estudantil. Além disso, por meio da tecnologia, tem-se aprimorado a compreensão desse fenômeno psicológico no processo de aprendizagem, assim como a sua mensuração e identificação. Tais informações são importantes uma vez que possibilitam visualizar maneiras de se manter o engajamento dos estudantes, ou evitar o desengajamento dos mesmos.

O JD é uma dos principais recursos utilizados pelos educadores quando se busca associar tecnologia ao processo de ensino. Esse tipo de artefato possui capacidade de motivar, engajar e possibilitar uma aprendizagem significativa para o estudante. Além disso, a interação entre o estudante e o JD gera dados referente ao comportamento do discente na realização do jogo, e esses dados guardam informações importantes, associadas ao aprendizado dos educandos e, mais especificamente, às evidências do engajamento estudantil. Dessa forma, com a utilização do JD no processo de ensino e aprendizagem, educadores têm a possibilidade de estimular, mensurar e compreender o engajamento de seus estudantes enquanto eles aprendem.

3 Aprendizagem baseada em jogos digitais

3.1 Jogos e Aprendizagem

Nesta década, houve um aumento nos estudos sobre jogos educacionais, e acredita-se que isso se deu pela promoção do engajamento na aprendizagem que os jogos proporcionam (Jabbar; Felicia, 2015). O uso de JD é considerado benéfico para o ensino por contribuir para aspectos acadêmicos, motivacionais e didáticos no processo de aprendizagem (Wang, 2015). Além desses aspectos, a utilização de JD promove o desenvolvimento de habilidades específicas, pois os mesmos “são ambientes que reforçam a capacidade de tomar decisões, de trabalhar em equipe e que promovem competências sociais, de liderança e colaboração” (De Carvalho, 2015, p. 175).

Os jogos têm potencial na educação, pois visam “fortalecer o processo de aprendizagem, pretendendo despertar o interesse, a curiosidade e a participação nos indivíduos, e, ainda, utiliza elementos modernos e prazerosos para a realização de tarefas e para a conquista de objetivos” (Silva; Pimentel, 2021, p. 92). Diante dessas possibilidades, a ABJ surge como uma teoria de aprendizagem munida de concepção, método e aplicação para os integrantes do processo de ensino-aprendizagem (De Carvalho, 2015). Os JD criados com base nessa teoria podem ser caracterizados como *Serious games*, uma vez que foram desenvolvidos para educar ou treinar o usuário, geralmente, a partir da combinação entre a concentração exigida por atividades desafiantes e o prazer experimentado pela autossuperação (Hamari *et al.*, 2016).

O uso da ABJ e ABJD se apresentam como uma solução para o desengajamento estudantil, pois *games* educacionais podem expor problemas de maneira interessante, e ainda promovendo engajamento e imersão do aluno no processo (Hamari *et al.*, 2016). Para utilizar a ABJD deve-se apropriar desse conceito, por exemplo, o professor ter domínio do que irá explorar durante o processo e a conexão entre os objetivos pedagógicos-didáticos e a metodologia pedagógica estabelecida (Silva; Pimentel, 2021).

Um dos estudos que reforça a relação entre ABJD e engajamento é o de Silva e Pimentel (2021), pelo qual foram coletados dados referentes ao planejamento das aulas, produção de material e utilização em classe por docentes de uma escola da rede privada de Maceió-AL que utilizaram ABJD. Tal estudo, possibilitou compreensão e avaliação da aplicação com crianças, e concluiu que a ABJD contribui para o engajamento estudantil.

3.2 Jogos como artefato avaliativo

A avaliação é um processo que está presente nos ambientes de aprendizagem dos diversos níveis de ensino, e, tradicionalmente, tem-se associado a realização de testes ou provas escritas para coletar dados e, assim, verificar se o estudante alcançou o rendimento esperado (Ferreira; Nascimento, 2014). Entretanto, sabe-se que a avaliação não se resume, exclusivamente, a esses dois itens, uma vez que, para a determinação do método ou instrumento a ser utilizado nesse processo, deve-se analisar fatores como: objetivo pretendido, objeto a ser avaliado, a disciplina e o nível de escolaridade (Silva; Amaral, 2011).

É natural que os estudantes de tempos atuais não se encontrem motivados para estudar ou não sintam avaliados de maneira adequada por esses métodos tradicionais. Por isso, muitos educadores apoiam a ideia de que é possível associar a educação à diversão (Cavalcanti; Soares, 2010). Partindo dessa ideia, o sentimento de diversão acaba se associando ao jogo, pois tal associação é comum para pessoas de todas as idades nessa era digital. Dessa forma, o jogo, para fazer parte do processo de aprendizagem e auxiliar o estudante em sua construção do conhecimento, deve caracterizar-se como jogo educativo (Ferreira; Nascimento, 2014).

O jogo educativo, segundo Silva e Amaral (2011), “tem como objetivo auxiliar na construção do conhecimento e pode ser utilizado como uma alternativa para se melhorar o desempenho dos estudantes em alguns conteúdos de difícil aprendizagem, além de estimular atitudes de participação, cooperação e iniciativa” (p. 2). Em concordância, Cavalcanti e Soares (2010) afirmam que a aplicação do jogo pode suprir a necessidade de desenvolvimento de representação e lógica presentes no processo de aprendizagem. Dessa forma, percebe-se que é possível, por meio do jogo, trabalhar a compreensão de conceitos e a construção de visão de mundo do aluno (Ferreira; Nascimento, 2014).

O jogo para se caracterizar como um jogo educativo ele deve apresentar a função lúdica e a função pedagógica (Cavalcanti; Soares, 2010). A função lúdica remete ao lazer ou diversão que o objeto pode proporcionar, enquanto que a função pedagógica, ou educacional, associa-se à promoção de construção de conceitos e desenvolvimento de habilidades sociais do estudante (Silva; Amaral, 2011). Acrescentando mais sobre a função educacional do jogo, Ferreira e Nascimento (2014), trazem uma abordagem que o jogo para ser considerado educativo deve ser “elaborado com o objetivo de atingir conteúdos específicos e desenvolver habilidades cognitivas [...], possibilitando aos alunos uma melhor compreensão de conteúdos

de difícil aprendizagem e podendo, portanto, ser utilizado para cumprir certos objetivos pedagógicos” (p. 30).

Percebe-se nessa fala de Ferreira e Nascimento (2014), que o jogo educativo apresenta constituição semelhante à de instrumentos utilizados para avaliação mencionados por Silva e Amaral (2011). Sendo assim, pode-se pensar que o jogo educativo pode ser determinado como um instrumento avaliativo, e há autores que concordam com essa premissa (Cavalcanti; Soares, 2010; Silva; Amaral, 2011; Ferreira; Nascimento, 2014; Sande; Sande, 2018; Santos; Junior; Torres, 2019; Cleophas *et al.*, 2020; Saastamoinen *et al.*, 2022). O jogo oferece a possibilidade de identificação do conteúdo a ser avaliado, além de conseguir destacar os possíveis erros referente ao conteúdo trabalhado, e com essas informações pode-se reestruturar aulas futuras, ou até o próprio jogo, para sanar essas falhas detectadas (Cavalcanti; Soares, 2010; Sande; Sande, 2018).

Como exemplo da utilização de jogos como instrumento de avaliação tem-se os trabalhos de Cleophas *et al.* (2020), Sande e Sande (2018) e Santos, Junior e Torres (2019). A pesquisa de Cleophas *et al.* (2020) tem como objetivo a utilização de um jogo de realidade aumentada (JRA) como instrumento avaliativo para o ensino de química. Os autores pontuam que uma das potencialidades do jogo se refere à facilidade da atribuição de *feedbacks* durante a realização do jogo. O *feedback* é bastante relevante para a avaliação do processo de aprendizagem, pois pode ser compreendido como uma resposta a uma ação ou decisão do estudante e a regulação da mesma (Cleophas *et al.*, 2020). Esse tipo de observação é característica de um jogo usado como instrumento avaliativo, uma vez que, propicia ao discente avaliar se a sua aprendizagem obteve êxito ou se algum tópico precisa ser reestudado, e até sugere uma autoavaliação do educando (Silva; Amaral, 2011).

A pesquisa de Cleophas e colaboradores (2020) gerou resultados que indicam o jogo como um método ou estratégia de avaliação em potencial, inclusive para avaliações do tipo diagnóstica, formativa ou autoavaliação. Esses dados foram colhidos de um questionário respondido pelos discentes de Licenciatura em Ciências da Natureza, aplicada após a intervenção, e as respostas convergiam para o fato de a utilização do JRA ter uma boa aceitação como estratégia avaliativa.

Em Sande e Sande (2018), o foco foi a aplicação do Kahoot como instrumento avaliativo de estudantes do curso de Farmácia, na disciplina Microbiologia Industrial. O Kahoot se trata de um jogo no qual o professor pode selecionar um quiz pronto sobre determinado tema ou elaborar as perguntas, e aspectos como pontuação, interação e ranqueamento estão presentes na ferramenta (Sande; Sande, 2018). Os principais resultados

apresentados pela pesquisa foram que 60% dos estudantes concordaram que a ferramenta permite uma avaliação como vários níveis de complexidade, além de memorização e compreensão dos conteúdos em comparação com o método tradicional de avaliação. Além disso, 80% dos estudantes afirmaram que esse tipo de avaliação os estimula, pois proporciona uma avaliação que aborda o conteúdo pretendido (Silva; Amaral, 2011) e torna aquele momento atraente e competitivo (Cavalcanti; Soares, 2010).

Nivelamento Online (Ni. O) é o jogo apresentado no trabalho de Santos, Júnior e Torres (2019). O objetivo do trabalho desses autores foi apresentar os elementos desse jogo e assim mostrar a capacidade que ele tem de melhorar a aprendizagem do estudante. De acordo com os autores, o Ni. O é “um jogo com conteúdo educacional moldado para melhorar a formação básica em matemática” (p. 172). A criação desse jogo teve como base a divisão de conteúdos e provas de avaliação de aprendizagem. Os conteúdos que são abordados no jogo são os assuntos que permeiam o 6º ano do ensino fundamental até o 3º ano do ensino médio. Cada assunto, que eles chamam de constelação no jogo, antes de ser iniciado, os estudantes devem realizar uma avaliação diagnóstica, e quando finalizam a constelação, voltam a fazer uma avaliação no fim. Os autores afirmam que a partir dessas avaliações “o jogador percebe as suas falhas e é recomendado, por meio de missões especiais, a reforçar os conteúdos com menor desempenho. Esse sistema de avaliações permite a aprendizagem personalizada e individualizada” (p. 176).

3.3 *Game Learning Analytics (GLA)*

Desde antes do século XXI, quando se iniciou o desenvolvimento dos jogos eletrônicos, muitos estudos foram desenvolvidos demonstrando a sua eficácia, porém questões foram levantadas sobre a validade dessa eficiência (Kang; Moon; Diederich, 2019). Alonso-Fernandez *et al.* (2017) afirmam que a aplicação de jogos na educação deve fornecer acesso a dados referentes às ações do estudante dentro do jogo, e que isso é essencial para validação de sua eficácia. Esses autores complementam dizendo que tais dados são importantes porque ajudam a obter informações valiosas, como as partes mais desafiadoras do jogo, as mais fáceis, as mais complexas e quais podem ser melhoradas, além de levantamento de outras hipóteses a partir dessas informações.

Numa intervenção ABJD, as informações sobre a jogabilidade dos estudantes podem ser utilizadas para o melhoramento do jogo, na execução de *feedback* em tempo real ou, até mesmo, para avaliar os estudantes (Kang; Moon; Diederich, 2019). Shute, Rahimi e Smith

(2019) dizem que os dados gerados pelos estudantes em atividades de jogo proporcionam avaliações mais assertivas sobre o processo de aprendizagem dos discentes em comparação com os métodos avaliativos tradicionais, como as provas estruturadas apenas em questões dissertativas ou questões objetivas. A chave para a análise desses jogos executados em ambientes educacionais, que buscam medir os conhecimentos dos estudantes, é a identificação das ações dos estudantes (Dicerbo *et al.*, 2015).

É possível, com a devida captura dos dados, identificar e acompanhar a construção do conhecimento de cada estudante, além de compreender em quais partes do jogo essa construção se deu e quais foram as mais difíceis (Alonso-Fernandez *et al.*, 2017). Com essa grande quantidade de dados sendo gerada, precisando ser manuseada, e a tecnologia dos JD evoluindo, os pesquisadores têm voltado sua atenção para a análise desses dados (Kang; Moon; Diederich, 2019; Da Silva *et al.*, 2022). Ciências de dados, que uma área que está permeando em várias outras áreas, pode, com suas técnicas, e a partir desses dados educacionais, mostrar descobertas antes não encontradas a partir de métodos tradicionais, mas que estavam presente em naquele conjunto de dados (Da Silva *et al.*, 2022).

Os resultados da revisão realizada por Ke e Shute (2015) sugerem que a *Learning Analytics* (LA) e a Mineração de Dados auxiliam na captura do trajeto de aprendizado no contexto de ABJD. Mineração de dados educacionais (EDM) é um conjunto de métodos com o objetivo de descobrir informações úteis presentes em uma grande quantidade de dados educacionais (Dicerbo *et al.*, 2015). A EDM está mais associada à extração de padrões descritivos em dados educacionais em prol do fornecimento de informações sobre o processo de aprendizagem do estudante (Ke; Shute, 2015).

Uma das definições de LA amplamente conhecida foi a anunciada na 1ª Conferência Internacional sobre *Learning Analytics and Knowledge* que diz o seguinte: é a medição, coleta, análise e comunicação de dados sobre os estudantes e seus contextos, para fins de compreensão e otimização da aprendizagem e os ambientes em que ocorre” (Kang; Moon; Diederich, 2019). Para Shute, Rahimi e Smith (2019) a LA pode ser utilizada para mensurar e dar suporte ao processo de aprendizagem do estudante de maneira envolvente.

Em comparação com EDM, LA tem foco voltado para interpretações mais desenvolvidas sobre os dados educacionais, ou seja, há uma forte influência da perspectiva e conhecimento humanos sobre a interpretação e extração dos dados e não apenas manuseio e aplicação de modelos (Ke; Shute, 2015). Entretanto, comumente, EDM e LA objetivam compreender o estudante e seu ambiente de aprendizagem e, por meio da análise dos dados

referente a interação deles com o meio, melhorar a construção do conhecimento (Silva *et al.*, 2022).

Pesquisas anteriores sugerem a utilização de soluções de EDM e de LA juntas na exploração de dados de associados ao desempenho estudantil em um cenário de ABJD, para a obtenção de informações referente aos atributos dos discentes, comportamento, desenvolvimento de competência, além da eficácia do jogo como um suporte de aprendizagem (Ke; Shute, 2015). Dessa situação, surge a *Game Learning Analytics* (GLA), que pode ser definida como um processo de coleta, análise e compreensão de dados originados de uma intervenção em uma ABJD (Alonso-Fernandez *et al.*, 2019a; Alonso-Fernandez *et al.*, 2019b; Nascimento; Rodrigues; De Andrade, 2021; Alonso-Fernandez *et al.*, 2022).

Na revisão de Alonso-Fernandez *et al.* (2019a), os trabalhos que abordaram GLA concluíram, de maneira geral, que era possível prever o impacto da abordagem ABJD através dos dados, a relação que o perfil do aluno tinha com o seu desempenho escolar, e a possibilidade da utilização de jogos educacionais para avaliação de desempenho de estudantes. Por exemplo, Folkestad *et al.* (2015) aplicou *design* centrado em evidências à sua abordagem de GLA, para demonstrar como a análise pode gerenciar o ambiente e atividade do jogo, e assim construiu um cenário de aprendizado contextualizado, criando também uma oportunidade de avaliação usando ABJD. Silva *et al.* (2022) concluíram que a GLA contribui para a aprendizagem num cenário de educação infantil.

3.4 Considerações sobre o capítulo

A ABJD é uma teoria de aprendizagem na qual oJD educativo encontra-se presente em sua concepção, método e aplicação no processo de ensino-aprendizagem. Dessa forma, para uma utilização eficaz dessa abordagem educacional, é necessário a devida apropriação da teoria por parte do educador, para a realização da conexão entre os objetivos pedagógico da intervenção e as possibilidades oferecidas pelos jogos. Assim, a ABJD pode proporcionar aos estudantes um processo de aprendizagem eficiente e engajado por meio da implementação do JD.

A utilização do JD no ensino, a partir da ABJD, é uma oportunidade de se associar a educação à diversão, aspecto que se faz necessário para os estudantes dessa era digital. Seguindo essa ideia, alguns autores conseguiram demonstrar a capacidade do jogo de construir conhecimento. Além da construção do conhecimento, o JD, também, apresenta

potencial como um instrumento avaliativo, uma vez que o JD educativo pode ser constituído de conteúdo escolar e registro de erros e acertos.

Na ABJD, a utilização do JD possibilita o acesso a dados que fornecem informações associadas ao comportamento do estudante no jogo, e essas informações podem demonstrar a eficácia do jogo educativo da intervenção realizada para o processo de aprendizagem. Além disso, esses dados gerados pela interação estudante-jogo podem dar informações cruciais para a melhoria do jogo, para dar um *feedbacks* aos estudantes ou para a realização de uma avaliação. Entretanto, essas informações tornam-se acessíveis apenas por meio da devida análise desses dados originados de uma intervenção educativa com o uso de JD. Essa análise é possibilitada pela Ciência de Dados, mais especificamente pela GLA, que disponibiliza técnicas para investigar dados associados à ABJD.

No próximo capítulo está o mapeamento sistemático que visa fornecer um panorama sobre como a área de *GLA* vem abordando o engajamento estudantil nas pesquisas, que variáveis vêm sendo utilizadas para a identificação desse engajamento nas intervenções, e quais métodos e técnicas têm sido utilizados para mensurar o quão esse fenômeno psicológico contribuiu para o processo de aprendizagem dos estudantes.

4 Mapeamento sistemático sobre engajamento e aprendizagem baseada em jogos

O mapeamento sistemático presente nesta pesquisa foi realizado no segundo semestre de 2021.

Inicialmente buscou-se, nas plataformas de pesquisa ACM Digital Library (ACM), IEEE Xplore, Sciencedirect, Scopus e Web of science (WOS) por mapeamentos ou revisões sistemáticas, em inglês, que abordassem os tópicos: ABJ, engajamento e LA. Para realizar a busca, utilizou-se o método de busca por *strings* nas bases citadas. A *string* utilizada para a referida busca foi ("Game" OR "Game-based learning") AND ("Learning Analytics" OR "LA" OR "Analytics" OR "Educational data mining" OR "EDM") AND ("Engagement" OR "Disengagement") AND ("systematic literature review" OR "systematic review" OR "systematic mapping" OR "meta-analysis" OR "meta analysis").

Não houve resultados das bases IEEE e Sciencedirect e ACM retornou 11 resultados, sendo que nenhum correspondia a mapeamento ou revisão sobre os tópicos pontuados. Na Scopus e WOS obteve-se 3 resultados. Um se tratava de um mapeamento, e abordava o tema inteligência artificial na educação, e esse mapeamento pontua o engajamento como uma das preocupações educacionais encontradas nas pesquisas (Feng; Law, 2021). Os outros dois resultados eram: uma revisão sistemática sobre LA e *Serious Games* (Liu *et al.*, 2017), e uma revisão sistemática sobre a abordagem de MOOC no contexto da educação de engenharia de *software* (De Oliveira Fassbinder *et al.*, 2017). Esses dois trabalhos não destacam engajamento ou ABJ como principais preocupações para a educação.

A partir destas buscas, não foram identificados mapeamentos que abordam o objeto de estudo desta pesquisa. Sendo assim, vista a necessidade iminente deste estudo, estabeleceu-se como questões de pesquisa para este mapeamento as seguintes perguntas: “Quais as evidências científicas sobre a aplicação de ABJ como uma abordagem que promove o engajamento dos estudantes no processo de aprendizagem?” e “Como as técnicas de EDM/LA/estatística podem promover a mensuração dos níveis de engajamento estudantil durante a abordagem ABJ?”.

Para delimitar a discussão dos resultados obtidos após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão dos artigos encontrados na etapa de busca, determinou-se 8 questões específicas: (1) A utilização do jogos no processo de aprendizagem promoveu o engajamento?; (2) O engajamento estudantil foi mensurado? (3) Como o engajamento foi

classificado?; (4) Quais técnicas de EDM/LA/estatística foram utilizadas?; (5) Quais variáveis comportamentais foram observadas?; (6) O engajamento promovido pela abordagem ABJ contribuiu para o desempenho escolar dos estudantes?; (7) Quais teorias educacionais fundamentaram os estudos?; (8) Qual o nível educacional abordado?; (9) Qual o tamanho amostral dos estudos?

4.1 Busca e seleção dos artigos

Para se iniciar a busca pelos artigos, primeiro selecionaram-se as plataformas de pesquisa. As selecionadas foram: IEEE, ACM, ScienceDirect, Scopus, WOS, SpringerLink e Scholar Google (SG). A busca nessas plataformas ocorreu por meio do uso de *strings*. A *string* utilizada foi a mesma da busca pelos mapeamentos, com exceção do último termo. Além disso, delimitou-se a busca para trabalhos publicados entre 2011-2021. Os resultados obtidos foram: IEEE (52), ACM (9), ScienceDirect (32), Scopus (203), WOS (96), SpringerLink (187) e SG (30). O valor real de resultados retornados nas duas últimas bases foi 18825 e 344000, respectivamente, e por isso tomou-se a decisão de percorrer por parte dos resultados e selecioná-los.

Os critérios de inclusão e exclusão dos artigos foram estabelecidos, aplicados em etapas para filtrar os trabalhos retornados(Quadro 1).

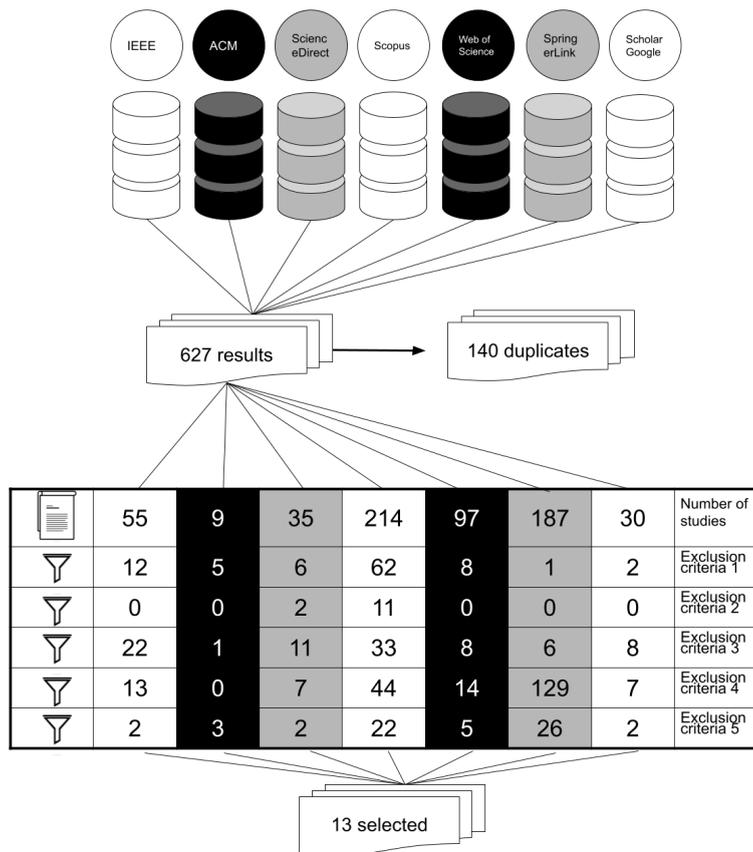
Quadro 1. Critérios de inclusão e exclusão do mapeamento.

Etapas	Critério de inclusão	Critério de exclusão
1	Ser categorizado pela base como artigo.	Ser categorizado como um tipo de documento que não seja artigo.
2	Artigo escrito em inglês.	Artigo não está escrito na língua inglesa.
3	Pesquisa no âmbito da educação.	Pesquisa não aplicação na área de educação.
4	Abordagem que relacione ABJ e engajamento estudantil.	Aplicação de ABJ com foco apenas em questões teóricas.
5	Utilização de EDM ou LA ou estatística para identificação ou mensuração de engajamento estudantil, ou para tomada de decisão pedagógica.	Apresenta a utilização de LA ou EDM ou estatística voltada apenas para o desenvolvimento de jogos.

Fonte: Autoria própria (2023).

De 487 trabalhos, apenas 13 artigos mostraram-se aptos a contribuir para este estudo. Pode-se observar a descrição da aplicação dos critérios na Figura 1.

Figura 1 - Critérios de inclusão e exclusão



Fonte: Autoria própria (2023).

Dentre os 627 resultados, haviam 140 duplicações de artigos. Observando os critérios de exclusão, percebe-se que o critério número 4 foi o que mais descartou artigos. Nesse critério, 207 artigos foram excluídos.

4.2 Resultados do mapeamento

Nesta seção serão expostos dados oriundos da análise dos 13 artigos selecionados (Quadro 2) ao fim da aplicação dos critérios de inclusão e exclusão sobre os resultados das buscas realizadas nas bases citadas.

Quadro 2. Artigos selecionados

Identificador	Artigo	Autor(es)
A01	Using game analytics to measure student engagement/retention for engineering education	Callaghan, M. J., McShane, N., & Eguiluz, A. G.
A02	Learning analytics through a digital	Cariaga, A. A., & Feria, R.

	game-based learning environment	(2015, July)
A03	Patterns of Engagement in an Educational Massively Multiplayer Online Game: A Multidimensional View	Ruiperez-Valiente, J. A., Gaydos, M., Rosenheck, L., Kim, Y. J., & Klopfer, E.
A04	Effects of solo vs. collaborative play in a digital learning game on geometry: Results from a K12 experiment	Ruipérez-Valiente, J. A., & Kim, Y. J.
A05	Towards design guidelines for virtual reality training for the chemical industry	Fracaro, S. G., Chan, P., Gallagher, T., Tehreem, Y., Toyoda, R., Bernaerts, K., ... & Wilk, M.
A06	Improving Learners' Assessment and Evaluation in Crisis Management Serious Games: An Emotion-based Educational Data Mining Approach	Daoudi, I., Chebil, R., Tranvouez, E., Chaari, W. L., & Espinasse, B.
A07	The Role of Active Engagement of Peer Observation in the Acquisition of Surgical Skills in Virtual Reality Tasks for Novices	Chiu, H. Y., Kang, Y. N., Wang, W. L., Chen, C. C., Hsu, W., Tseng, M. F., & Wei, P. L.
A08	Social engagement in a digital role-playing game dedicated to classroom management	Bonvin, G., & Sanchez, E.
A09	The roles of engagement and competition on learner's performance and motivation in game-based science learning	Chen, C. H., Law, V., & Huang, K.
A10	Multimodal learning analytics for game-based learning	Emerson, A., Cloude, E. B., Azevedo, R., & Lester, J.
A11	Detecting patterns of engagement in a digital cognitive skills training game	Ober, T. M., Brenner, C. J., Olsen, A., Homer, B. D., & Plass, J. L.
A12	In-Game Actions to Promote Game-Based Math Learning Engagement	Moon, J., & Ke, F.
A13	Challenging games help students learn: An empirical study on engagement, flow and immersion in game-based learning	Hamari, J., Shernoff, D. J., Rowe, E., Coller, B., Asbell-Clarke, J., & Edwards, T.

Fonte: Aatoria própria (2023).

O Quadro 2 mostra a distribuição dos artigos selecionados entre os anos de 2011 e 2021, categorizando entre conferência e periódico, e informando o país de realização do estudo. Percebe-se no Figura 2 que 46,15% dos estudos têm origem nos Estados Unidos, pode-se notar também que a maioria deles foram publicados em periódicos (76,92%). Também é perceptível que a maioria das pesquisas (69,23%) selecionadas foram publicadas a partir de 2019.

Tabela 1 - Distribuição dos artigos publicados no período 2011-2021

Tipo de publicação	Artigos	Ano	País
Periódico	A03	2020	EUA
Periódico	A04	2020	EUA
Periódico	A05	2021	Alemanha
Periódico	A06	2021	Tunísia
Periódico	A07	2019	Taiwan
Periódico	A09	2019	Taiwan
Periódico	A10	2020	EUA
Periódico	A11	2021	EUA
Periódico	A12	2019	EUA
Periódico	A13	2016	EUA
Conferência	A01	2014	Irlanda do Norte
Conferência	A02	2015	Filipinas
Conferência	A08	2018	Suíça

Fonte: Autoria própria (2023).

Os estudos selecionados foram analisados buscando responder às questões específicas da pesquisa. As subseções a seguir descreverão a análise detalhada de cada questão.

4.2.1 QE1: A utilização do jogo no processo de aprendizagem promoveu o engajamento?

Ninaus *et al.* (2019) diz que o jogo vem ganhando popularidade na educação devido a promoção do engajamento que a sua aplicação no processo de aprendizagem proporciona. Sendo assim, nesta parte da análise, pretendeu-se auditar se os autores verificaram a promoção do engajamento estudantil pela aplicação do jogo, e como embasaram essa evidência.

Dos artigos selecionados, 76,9% afirmam que o uso do jogo engajou os indivíduos que participaram, enquanto que os 3 trabalhos restantes não trazem essa informação. O motivo dessas últimas pesquisas citadas não contemplarem essa informação se dá pelo fato de não serem pesquisas empíricas. Os estudos A01 e A05 fornecem a visão de um projeto em andamento, no qual desenvolve-se um jogo com a integração de LA para solucionar problemas no processo de aprendizagem existentes no ensino superior e na indústria química, respectivamente. O estudo A02 apenas propõe um modelo de LA para ser aplicado em um ambiente de ABJ.

Os estudos que verificaram que a utilização do jogo promoveu o engajamento dos participantes basearam-se nas seguintes evidências: Ação dentro do jogo (A), interação social (IS), emoção do indivíduo (E), tempo da interação (T), questionário (Q). As últimas três evidências destacadas podem ser interpretadas de maneira literal. A primeira refere-se a ações tomadas dentro do jogo que interferem e se relacionam com o jogo apenas. Interação social remete a como o indivíduo se relaciona com os outros dentro do jogo.

No Quadro 3 pode-se notar que as formas de coletas de evidências mais utilizadas nos artigos selecionados foram “A” e “Q”.

Quadro 3. Evidências de engajamento.

	A01	A02	A03	A04	A05	A06	A07	A08	A09	A10	A11	A12	A13
A	x	x	x	x	x		x		x			x	
IS			x					x					
E						x				x			
T			x	x							x		
Q				x		x			x	x			x

Fonte: Autoria própria (2023).

Durante a análise percebeu-se que a evidência era uma consequência de que fator o autor escolheria como um indicativo de engajamento. Essa escolha estava associada ao conceito de engajamento adotado. Por exemplo, em A09 o indicativo para o engajamento é o número de tentativas do estudante ao jogar, pois “um grande número de tentativas sugere uma vontade de tentar e um alto nível de engajamento” (Chen; Law; Huang, 2019, p.1007). Já A13 conceituou como “a ocorrência simultânea de elevada concentração, interesse e prazer encapsulando a experiência de fluxo” (Hamari *et al.*, 2016, p.172). Os autores de A13 utilizaram apenas o questionário psicométrico para medir a experiência dos indivíduos em

relação a itens baseados na aprendizagem percebida, porém Chen, Law e Huang (2019) concordam que este método de auto-relato de experiência é limitado devido a falta de imediatismo entre o percebido e sentido no evento real.

Embora as pesquisas A01, A02 e A05 não apresentem evidências empíricas, as propostas de abordagem apresentadas por elas sugerem a utilização de LA sobre a ação do estudante dentro do jogo.

4.2.2 QE2 e QE3: O engajamento estudantil foi mensurado? Como o engajamento foi classificado?

Na aplicação da ABJ, segundo Ninaus *et al.* (2019), tem-se oportunidade de estimular a cognição e o engajamento estudantil. Por isso apropriar-se de uma visão mais complexa do engajamento do participante é necessário pois essa postura leva em consideração os diversos momentos e maneiras em que o sujeito demonstra estar envolvido (Ruiperez-Valiente *et al.*, 2020). Dessa forma, nessa questão específica buscou-se identificar os trabalhos que preocuparam-se em identificar/mensurar o engajamento estudantil.

Quadro 4. Tipos de engajamento identificados

	A01	A02	A03	A04	A05	A06	A07	A08	A09	A10	A11	A12	A13
CP			x	x			x	x	x		x		
EM						x				x			x
CG												x	
SO			x					x					
CT												x	
NE	x	x			x								

Fonte: Autoria própria (2023).

Pode-se observar nos resultados do Quadro 4 que o tipo de engajamento mais identificado pelos autores é o engajamento comportamental (CP). Isso demonstra que tais estudos se encontram dentro do consenso de conceituação prevalente da literatura que consiste em três dimensões distintas e relacionadas entre si, o engajamento comportamental, emocional (EM) e cognitivo (CG) (Fredricks *et al.*, 2016).

Embora os trabalhos não empíricos A01, A02 e A05 não especifiquem (NE) a caracterização do engajamento promovido pela abordagem sugerida, os mesmos tendem

aconselhar a aplicação da perspectiva do engajamento comportamental, uma vez que propõem analisar as ações (Quadro 3) dos estudantes dentro game.

Segundo Fredricks *et al.* (2016), a literatura comunga da ideia de que o engajamento é um conceito multidimensional, e é possível observar o surgimento de dimensões diferentes das três já citadas: o engajamento social (SO) e de conteúdo (CT). O “SO” trata-se de uma ramificação do “CP” que preocupa-se com o comportamento social do indivíduo, de acordo com A08. O engajamento de conteúdo “representa a maneira pela qual os alunos aplicam o conhecimento procedimental e conceitual apenas por meio de solicitações de jogos” (Moon; Ke, 2020, p.865). Por esta definição pode-se classificar o engajamento “CT” como um derivado do “CG”, pois, os autores relatam que esse tipo de engajamento está fortemente associado ao processo mental dos alunos.

4.2.3 QE4: Quais técnicas de mineração de dados/LA/estatística foram utilizadas nos estudos?

Inicialmente percebeu-se que alguns dos artigos utilizavam técnicas de diferentes categorias. Sete dos trabalhos combinaram técnicas de LA e estatística (Quadro 5). Este fato é condizente com o conceito de LA de Cooper trazida por Siemens (2013), onde o autor destaca que “*Analytics* é o processo de desenvolver percepções acionáveis por meio da definição de problemas e da aplicação de modelos estatísticos e análises em relação a dados existentes ou simulados futuros” (Siemens, 2013, p.1382).

Quadro 5. Categorias de técnicas

	A01	A02	A03	A04	A05	A06	A07	A08	A09	A10	A11	A12	A13
LA	x		x	x	x		x	x		x	x	x	
EDM			x			x							
STA			x	x		x	x	x	x	x	x	x	x

Fonte: Autoria própria (2023).

O artigo A02 não apresentou nenhuma técnica em sua proposta. Análise de agrupamento apresenta-se nos artigos A03 e A10, o que já era esperado uma vez que trata-se de uma área primária da LA (Siemens, 2013). Análise de rastreamento é encontrada com destaque em A01, A04 e A08, pois são estudos que focam a análise no comportamento do indivíduo dentro do jogo. As técnicas estatísticas que foram encontradas nos artigos A03, A04, A07, A09 e A10 foram: Correlação de Pearson, Análise de variância e D de Cohen. Tais técnicas estatísticas foram utilizadas para verificar a relação do engajamento com outros

aspectos relevantes de cada pesquisa (desempenho de aprendizagem, retenção ao game, nível de estresse).

Dada a necessidade de analisar dados oriundos do engajamento estudantil, tem-se desenvolvido estudos sobre como mensurar e analisar dados de cunho comportamental e emocional dos envolvidos (Fredricks *et al.*, 2016). Diante disso, pode-se observar a utilização de técnicas e teorias que merecem destaque. Análise de classes latentes, análise temática e modelagem de equações estruturais são as técnicas singulares observadas em A11, A12 e A13, respectivamente. A Análise de classes latentes e a modelagem de equações estruturais demonstraram eficiência na análise emocional em variáveis categóricas.

4.2.4 QE5: Qual a natureza das variáveis utilizadas nos estudos?

Nesta subseção procurou-se identificar variáveis presentes nos estudos selecionados que auxiliaram na identificação/medição do engajamento estudantil. Nesse auxílio é essencial o desenvolvimento de técnicas adequadas que se apropriem de uma perspectiva multidimensional para examinar os tipos de engajamento e como outros aspectos do contexto se relacionam com eles (Wang, 2015).

No Tabela 2 pode-se notar a grande quantidade de variáveis do tipo comportamental extraídas de um ambiente ABJ. Uma quantidade já esperada como consequência dos artigos selecionados apresentarem mais evidências de engajamento do tipo “ação” (Quadro 3) e abordarem mais o engajamento do tipo comportamental (Quadro 4).

Tabela 2 - Variáveis e seus tipos de engajamento

Artigo	Engajamento	Variável		
A01	Comportamental	Retenção	Movimento	Repetição
A02	Comportamental	Tempo	Acertos	Repetição
		"Logar"	Recursos do Jogo	Erros
A03	Comportamental	Tempo	Retenção	Recurso do Jogo
	Social	Participação em evento social	Número de chats	Carácteres por mensagem
A04	Comportamental	Acertos Cliques	Retenção	Erros
A06	Emocional	Expressão visual		
	Social	Carácteres por mensagem		
A08	Comportamental	Retenção	Recurso do game	

	Comportamental	Repetição	
A09	Cognitivo	Resultado de aprendizagem	Performance no jogo
	Emocional	Fluxo	Competição
A10	Emocional	Expressão visual	Expressão facial
A11	Comportamental	Tempo	Acertos Erros
A12	Emocional	Expressão facial	Postura do corpo
A13	Emocional	Imersão	

Fonte: Autoria própria (2023)

Podemos perceber que as variáveis encontradas nos artigos A03 e A06, que estão contemplando as variáveis do tipo “social”, são aspectos oriundos de características comportamentais dentro do game, porém, comportamentos voltados para as relações que os indivíduos estabelecem entre si no ambiente de ABJ. A compreensão e apropriação desses aspectos são importantes, pois

a interação entre essas possibilidades sociais para a aprendizagem baseada em jogos requer uma investigação mais aprofundada para fornecer melhores insights em termos de como essas escolhas influenciam o comportamento dos alunos no jogo, bem como os resultados da aprendizagem (Ruipérez-Valiente; Kim, 2020, p.2).

O artigo A08 não apresenta nenhuma variável do tipo social (Tabela 2) mesmo embora o mesmo tenha abordado o engajamento social em sua pesquisa (Quadro 4). Os autores de A08 mediram o engajamento social com base nas decisões tomadas pelos estudantes no game Classcraft, onde, através da análise de rastreamento, verificaram as decisões estudantis em optar por adquirir um “poder” colaborativo ou individual. Dessa maneira, a mensuração do engajamento social, em A08, se deu a partir da escolha de “poderes” individuais ou coletivos (recursos do game) pelos estudantes.

No artigo A06 os autores afirmam que os processos emocionais podem impactar o processo de aprendizagem. A aplicação da LA sobre os aspectos comportamentais no jogo associados a outros aspectos emocionais, pode proporcionar uma melhor precisão dos métodos de predição acerca do desempenho de aprendizado e nível de engajamento (Emerson *et al.*, 2020).

É perceptível a ausência dos artigos selecionados A05 e A07 no Tabela 2. O artigo A05 é um estudo não empírico que apresenta uma investigação a ser desenvolvida com realidade virtual (VR) para melhorar a formação profissional, porém, embora destaque a utilização de LA no processo é essencial, não descreve quais variáveis deverão ser consideradas para a mensuração do engajamento. O A07 mensura o engajamento ativo de

estudantes de medicina pela quantidade de observações registradas pelos pares que assistiam outra dupla que realizava operações cirúrgicas no VR. Esse artigo não está presente na Tabela 2 por motivo de não constar nos seus resultados a associação dessa variável ao serious game, ou seja, não percebe-se exatamente relação do game com o engajamento.

4.2.5 QE6: O engajamento promovido pela abordagem de aprendizagem baseada em jogos contribuiu para o desempenho escolar/acadêmico dos estudantes?

Durante o desenvolvimento da jogabilidade, onde o jogador se depara com desafios dentro do game que iniciam-se fáceis e têm sua dificuldade aumentada à medida que ocorre o progresso do jogador e de suas habilidade, os alunos aprendem como solucionar problemas complexos nesse cenário de game educacional ideal (Hamari *et al.*, 2016). Além do desempenho escolar ou acadêmico, os games possuem potencial para trabalhar habilidades sociais e psicológicas (Wang, 2015). Por isso, buscou-se, através dessa questão específica de pesquisa, identificar quais trabalhos preocuparam-se em verificar se o engajamento promovido pela ABJ teve alguma influência sobre a aprendizagem do estudante.

Os autores dos artigos selecionados A07, A09 e A13 afirmam que o engajamento influenciou na aprendizagem dos participantes. Em A07, os autores colocam que o engajamento ativo de observação por pares possui potencial no desempenho de tarefas de dissecação de energia. Os pesquisadores de A09 afirmaram que, além de auxiliar na previsão do desempenho, o engajamento influenciou no mesmo. Por fim, o A13 diz que, diferente da relação imersão e aprendizagem, a relação engajamento e aprendizagem teve um efeito positivo na abordagem ABJ.

É possível perceber nos outros artigos que o desempenho acadêmico não fazia parte de seu objetivo. A03 tinha como objetivo apresentar uma proposta de medir o engajamento. A04 apresentaram uma investigação sobre a influência de jogar o game solo ou em dupla no engajamento e em outros aspectos comportamentais dos alunos. A08 consiste em caracterizar o engajamento social dos jogadores e sua evolução num ambiente de ABJ. O estudo A10 investiga a implementação de LA multimodal numa aplicação de ABJ e, embora o engajamento não tenha influenciado no desempenho escolar, a identificação do estado engajado do estudante com LA permitiu predição do seu desempenho. A11 buscou identificar grupos classificadores como métricas de engajamento estudantil para auxiliar no desempenho do controle inibitório dos estudantes. A12 e A11 não relacionaram o engajamento em questão com a aprendizagem.

4.2.6 QE7: Os estudos são fundamentados em alguma teoria educacional/psicológica? quais?

Segundo Fredricks, Filsecker e Lawson (2016), é importante incorporar a pesquisa teorias ou métodos que auxiliem na identificação ou mensuração do engajamento. Dessa forma, considerou-se relevante identificar nos artigos selecionados se houve a utilização de alguma teoria educacional ou psicológica associada ao conceito de engajamento para auxiliar o desenvolvimento da pesquisa. As teorias identificadas durante a análise foram: Teoria do fluxo (A05, A06, A09 e A13), Aprendizagem colaborativa (A04 e A08), Modelo de desequilíbrio cognitivo (A06) e Controle inibitório (A11). Seis trabalhos não mencionaram a utilização de teoria associada ao conceito de engajamento (A01, A02, A03, A07, A10 e A12).

Em A06 os autores trazem a definição de fluxo de Csikszentmihalyi, e essa, por sua vez, diz que o fluxo é um estado mental onde o indivíduo sente-se ativo, realizado e prazeroso por estar envolvido em atividades de trabalho ou lazer que lhe são valiosas. Os autores de A09 afirmam que, segundo a literatura, os games otimizam a experiência do fluxo na aprendizagem, e além disso, o engajamento é uma lente capaz de examinar o impacto dos games através da implementação dessa teoria. Portanto, a associação entre a teoria do fluxo e o engajamento estudantil é compreendida.

Os artigos selecionados A04 e A08 abordam a aprendizagem colaborativa, e associam aspectos da mesma ao surgimento do engajamento estudantil. Na pesquisa A04, os autores pontuam que a aprendizagem colaborativa pode ajudar à preparação de habilidades futuras dos estudantes, melhora o estado de fluxo, e contribui para a aprendizagem em pares. Em A08, os autores conseguem alcançar o seu objetivo, que é caracterizar e acompanhar a evolução do engajamento social estudantil, investigando o comportamento das decisões dos estudantes sobre optarem por habilidades disponíveis no ambiente de ABJ individuais ou colaborativos.

Outra teoria interessante e que demonstrou relação direta com engajamento foi o modelo de desequilíbrio cognitivo (A06). Esta teoria é um modelo que, de acordo com A08, trata sobre as transitividades que ocorrem entre os estados afetivos do aluno durante a realização de atividades com curta duração em processos de aprendizagem. Os autores de A08 ainda afirmam que este modelo assume que os alunos estão em um estado básico de engajamento até que enfrentem erros, incertezas e outros obstáculos.

A teoria abordada pelo artigo A11 trata-se do controle inibitório. Os autores afirmam que esse comportamento é uma capacidade de suprimir o ato de dar uma resposta impulsiva ou prepotente. Mais ainda, em A11, eles complementam argumentando que o controle

inibitório é uma habilidade cognitiva associada às competências socioemocionais e que na literatura existem algumas evidências de efeitos positivos relacionados à sua utilização junto com a ABJ.

4.2.7 QE8 e QE9: Qual o nível educacional dos estudos? Qual o tamanho amostral dos estudos?

Com exceção dos artigos selecionados A01, A02 e A05, os demais tratam-se de pesquisas experimentais, pois estes apresentam características de tal categoria sendo estas: manipulação de um aspecto da realidade pelo pesquisador - mudança do processo de aprendizagem tradicional, e possui variáveis experimentais controláveis pelo pesquisador - grupos de controle ou manipulação de aspectos do game (Wazlawick, 2014). Dessa forma, o contexto da pesquisa selecionado pelos autores dos trabalhos selecionados e o tamanho das amostras conseguidas por eles, são aspectos que caracterizaram seus estudos, e por isso estabeleceu-se essa subseção.

Durante a análise dos artigos notou-se que o contexto de pesquisa escolhido pelos autores se estabelecia entre os seguintes níveis de ensino: ensino fundamental, médio, profissionalizante e superior. Como também observado em Noroozi, Dehghanzadeh e Talaei (2020) e Behnamnia, Kamsin e Ismail (2020), a quantidade de pesquisas sobre aplicação de ABJ nesses níveis de ensino têm crescido nesses últimos anos, e o motivo se dá pela contribuição aos envolvidos através da promoção de motivação e engajamento durante as atividades.

Percebeu-se dois pontos importantes durante esta etapa do processo de análise. Na Tabela 3 é possível notar que o nível educacional mais abordado é o ensino médio. O menos abordado foi o técnico (A05), onde apenas um trabalho englobou esse nível e não consta na Tabela 3 por não especificar o tamanho da amostra assim como os trabalhos A01 e A02 que tratam-se de trabalhos não empíricos, porém direcionam a sua sugestão de abordagem ABJ para um nível educacional superior e fundamental, respectivamente.

Tabela 3 - Relação entre artigos, nível educacional e amostra

Nível educacional	Artigos	Tamanho de amostra
Médio	A04	103
	A08	64
	A11	163
	A12	25
	A13	173
Fundamental	A03	5545
	A09	114
	A11	163
	A02	Não específica
Superior	A06	30
	A07	50
	A10	61
	A01	Não específica
Profissionalizante	A05	Não específica

Fonte: Autoria própria (2023)

O artigo A03 mostrou o maior tamanho de amostras com um total de 5545, e outros 30,76% dos trabalhos possuíam mais de 100 amostras coletadas em sua pesquisa. O quantitativo da amostra é importante, principalmente para o tipo de pesquisa na qual se encaixam esses estudos, pois esse aspecto influencia na validação e confiabilidade do conhecimento que está sendo desenvolvido e compartilhado (Wazlawick, 2014).

4.2.8 Associação entre Engajamento estudantil e desempenho escolar em trabalho ABJD

Esse mapeamento contribuiu na busca de compreender aspectos que relacionam os games com o engajamento estudantil e métodos ou técnicas que auxiliam no entendimento e mensuração do engajamento. Os resultados evidenciam a escassez na literatura de pesquisas que respondam às questões específicas levantadas. Considerando os resultados deste mapeamento, a compreensão do conceito de engajamento, a identificação e sua mensuração são pontos que podem contribuir para o entendimento da aprendizagem dos estudantes durante a utilização de games para o ensino.

Dois pontos que se destacaram foram: 84,61% dos artigos selecionados utilizaram técnicas de EDM, LA ou estatística para identificação ou mensuração, e 76,92% não relacionaram o engajamento promovido pelos games com desempenho acadêmico. Muitos trabalhos limitam-se à utilização de questionários aplicados antes e depois da aplicação do

game e identificam o engajamento a partir do autorrelato dos estudantes, diferentes destes analisados que se apropriaram de dados imediatistas coletados durante o processo de aplicação para identificar ou mensurar o engajamento. Embora os artigos A04, A06, A09, A10 e A13 tenham utilizado questionário, os mesmos usaram esses dados como validação ou complemento aos dados extraídos do jogo. Percebe-se, também, que o foco dos autores dos trabalhos selecionados é direcionado a compreensão da relação do fenômeno engajamento com outros aspectos que derivam da interação estudante-game, e não com o desempenho e decorrência disso.

As técnicas de EDM e LA, juntamente com as teorias educacionais ou psicológicas, mostraram-se contribuintes em seus respectivos trabalhos. A interação do estudante com o game gera uma vastidão de dados, e nesses dados se encontram registros das atitudes ou reações realizadas dentro do game, e através da EDM e LA foi possível para os autores identificar comportamentos ou decisões engajadas promovidas pelos uso do game. Entretanto, esses registros puderam ser caracterizados como tais a partir da contribuição proporcionada pelas teorias educacionais ou psicológicas.

Relacionando o tipo de engajamento e as variáveis associadas ao engajamento, percebe-se que o comportamento humano é a principal lente para se identificar o engajamento do indivíduo, pois o tipo de engajamento mais identificado foi o comportamental (Quadro 4) e essas variáveis estavam presentes na maioria dos trabalhos (Tabela 2). Estudos que focaram nesses aspectos tiveram uma tendência a utilizar EDM ou LA em sua pesquisa, uma vez que o comportamento do indivíduo no jogo é registrado como um rastro digital.

Por fim, podemos concluir que o engajamento estudantil possui potencial para auxiliar o professor ou pesquisador a compreender o processo de aprendizagem. Por isso, ao considerá-lo como um fator no processo em questão, maior será a compreensão das oportunidades oferecidas por esse aspecto psicológico. Ou seja, o fato de identificá-lo no processo de aprendizagem, mais especificamente em uma abordagem ABJD, é possível obter informações cruciais acerca de como os alunos aprendem nesse contexto.

5 Metodologia

5.1 Paradigma da Pesquisa

Esta pesquisa desenvolveu-se a partir de dados coletados mediante um experimento randomizado controlado, utilizando os jogos matemáticos da plataforma de jogos educativos Escribo Play¹. O experimento ocorreu de maneira remota, pois foi realizado durante a pandemia, e durante um período de 30 dias.

Foi conduzido um estudo quali-quantitativo de uso de uma plataforma de JD educativos, abordando conceitos de matemática com estudantes do ensino fundamental de maneira remota e assíncrona.

5.2 Perfil dos participantes, contexto e ambiente de coleta

A Escribo Play é uma plataforma de JD educacionais para dispositivos móveis. Em seu catálogo, possui jogos que auxiliam no desenvolvimento de habilidades referentes às áreas de linguagem, matemática e ciências. O público alvo dessa plataforma de jogos educativos são professores e estudantes do ensino infantil e fundamental I.

A intervenção ocorreu durante a pandemia com estudantes de 6 anos de idade, do 1º ano do ensino fundamental, de escolas municipais de Nova Iguaçu, Rio de Janeiro, que possuíam internet e dispositivo móvel em suas residências.

Os dados analisados nesta pesquisa² são referentes a essa intervenção realizada utilizando o aplicativo Escribo Play. Visou identificar perfis de engajamento e avaliar a eficácia do conjunto de jogos matemáticos no desempenho dos estudantes nos seguintes campos de experiência propostos pela BNCC na Educação infantil: “Espaços, tempos, quantidades, relações e transformações” e “Traços, sons, cores e formas”. A intervenção iniciou com realização de um jogo, intitulado de jogo diagnóstico, no caráter de pré-teste, em seguida os estudantes utilizaram 16 jogos matemáticos, durante um período de 30 dias. Durante a utilização de cada um dos 16 jogos, os dados sobre as interações dos estudantes foram armazenados em sistemas de bancos de dados, coletando variáveis como, acertos, erros e visualizações de cada tela do jogo. Ao final, cada estudante realizou novamente o jogo diagnóstico, agora em caráter de pós-teste.

¹ <https://escribo.com/>

² Coletados e utilizados de acordo com a política de privacidade dos dados da Escribo, disponível em <https://escribo.com/privacidade/>

A organização curricular da Educação Infantil na BNCC é composta de cinco “campos de experiências”, que constituem objetivos de aprendizagem e desenvolvimento (Brasil, 2018). Esses campos compreendem uma composição curricular que aborda experiências e situações, que unem os saberes das crianças com a construção de sua cidadania. Dentre os campos, temos o “Espaços, tempos, quantidades, relações e transformações”. A BNCC (Brasil, 2018), ao falar desse campo, diz que nessas experiências as crianças se deparam com conhecimentos matemáticos, e por isso esse nível de ensino deve promover situações que “possam fazer observações, manipular objetos, investigar e explorar seu entorno, levantar hipóteses e consultar fontes de informação para buscar respostas às suas curiosidades e indagações” (p. 43). Dessa forma, os jogos dessa intervenção foram criados para desenvolver habilidades pertinentes a esse campo de experiências e, também, ao campo “Traços, sons, cores e formas” no que tange às formas geométricas. Portanto, as habilidades desenvolvidas nos jogos foram nomeadas (codificadas) como: Conhecimento dos números (H1), Ordenação dos números (H2), Comparação (H3), Posicionamento no espaço (H4), e Formas geométricas (H5).

A aplicação da intervenção ocorreu remotamente, devido ao isolamento social. Inicialmente, todos os estudantes foram orientados a fazer o pré-teste por meio do jogo diagnóstico, e, em seguida, um grupo de discentes selecionados aleatoriamente tiveram um mês para a realização dos 16 jogos matemáticos. Os 16 jogos foram disponibilizados na seguinte ordem (nome codificado - habilidade associada): Números 1 (numeros1 - H2), Formas geométricas (formasGeometricas - H5), Sequência numérica (sequenciaNumerica - H2), Pequeno e grande (pequenoGrande - H3), Frutas (frutas - H1), Localização (localizacao - H4), Números 2 (numeros2 - H2), Nomes próprios (nomesProprios - H1), Formas geométricas no cotidiano (geometricasCotidiano - H5), Quantidades (quantidades - H1), Viagem (levarViagem - H3), Comidas saudáveis - quantidade (comidasSaudaveis - H1), Quantas letras (quantasLetras - H1), Sequência - quantidades (sequenciaQuantidades - H2), Formas espaciais (formasEspaciais - H5), e Posicionamento (posicionamento - H4).

Por fim, orientou-se a execução do pós-teste no jogo diagnóstico. Participaram da intervenção 5437 estudantes, mas este estudo se concentra na análise de informações pertinentes apenas à 671. O restante dos discentes foram excluídos por motivos de falta de dados associados à realização do jogo diagnóstico em qualquer um dos dois momentos.

O tópico a seguir detalha os jogos utilizados no experimento.

5.3 Descrição dos jogos utilizados

Na descrição dos jogos utilizados, constam as informações sobre jogabilidade e habilidades educacionais trabalhadas pelo jogador em sua execução. Tais informações foram importantes, pois a partir de dados oriundos da jogabilidade, foi possível a aplicação de técnicas e experimentos desenvolvidos neste trabalho, assim como, mediante os aspectos educativos dos jogos, pôde-se identificar as variáveis comportamentais que apresentaram relações positivas com o rendimento ao fim da intervenção.

Os jogos utilizados na intervenção pertencentes ao aplicativo Escribo Play são do tipo *mobile*, voltados para *smartphone* e *tablets*. A ênfase dos jogos é no desenvolvimento de habilidades relacionadas ao ensino infantil (quantidades, relações, contagem, reconhecimento) e ao ensino fundamental (resolver e elaborar problemas de adição e de subtração) de estudantes de 6 anos e referente à pré-escola. Ao total, quantidade de jogos utilizados foram 17, dentre os quais um dos jogos foi utilizado como instrumento de diagnóstico antes da intervenção (pré-teste) e ao final da intervenção (pós-teste), os demais jogos foram aplicados durante o período de intervenção.

No aplicativo da Escribo Play, os estudantes tiveram acesso aos jogos da intervenção. Depois da realização do pré-teste, os discentes puderam jogar os 16 jogos à medida que foram sendo liberados ao longo dos 30 dias. Os jogos foram liberados na seguinte ordem: jogo de pré-teste, “Números 1”, “Formas Geométricas”, “Sequência Numérica”, “Pequeno Grande”, “Frutas-Quantidade”, “Localização”, “Números 2”, “Nomes Próprios”, “Formas Geométricas no Cotidiano”, “Quantidades”, “Viagem”, “Comidas Saudáveis”, “Quantas Letras?”, “Sequência-Quantidade”, “Formas Espaciais” e “Posicionamento”. No Quadro 6, pode-se ver o título de cada jogo e a habilidade educacional associada, de acordo com a BNCC.

Quadro 6 - Lista dos jogos e suas habilidades

Nome do jogo	Habilidade	Nome do jogo	Habilidade
Posicionamento	EI02ET04	Quantidades	EI03ET07
Comidas saudáveis	EI02ET07 / EI03ET07	Números 2	EI03ET07
Formas espaciais	EI02ET05	Sequência Numérica	EI03ET07
Formas geométricas no cotidiano	EI03ET01/EI03ET05	Nomes próprios	EI02ET07
Números 1	EI03ET07	Quantas letras?	EI02ET07
Formas geométricas	EI03ET01 / EI03ET05	Pequeno e grande	EI02ET01

Frutas-Quantidade	EI02ET07	Localização	EI02ET04
Sequência	EI02ET07 / EI03ET07	Viagem	EI03ET01 / EI03ET02

Fonte: Autoria própria (2023)

Na lista dos 16 jogos, tem-se 7 jogos que tem como objetivo o desenvolvimento de habilidades pertencentes apenas à segunda faixa etária da educação infantil (EI02). Tais jogos são: “Posicionamento”, “Formas espaciais”, “Nomes próprios”, “Quantas letras”, “Pequeno e grande”, “Localização” e “Frutas - Quantidade”. A habilidade EI02ET01, refere-se a “Explorar e descrever semelhanças e diferenças entre as características e propriedades dos objetos (textura, massa, tamanho)” (Brasil, 2018, p.51), é desenvolvida no jogo “Pequeno e grande”, no qual o jogador precisa selecionar as formas geométricas de acordo com o tamanho pedido no enunciado (pequeno ou grande). Pode-se ver a tela desse jogo no canto esquerdo em Figura 2.

Os jogos “Localização” e “Posicionamento” propõem o desenvolvimento da habilidade EI02ET04 que, por sua vez, possui a seguinte descrição “Identificar relações espaciais (dentro e fora, em cima, embaixo, acima, abaixo, entre do lado) e temporais (antes, durante e depois).” (Brasil, 2018, p.51). No primeiro jogo, os estudantes precisam localizar as figuras com base em seu posicionamento ou característica, conforme solicitado no enunciado. A diferença entre o jogo “Localização” e “Posicionamento”, é que o segundo possui desafios que articulam a noção de esquerda e direita. É possível observar as telas dos jogos “Localização” e “Posicionamento” no centro e à direita da Figura 2.



Figura 2 - Tela dos jogos “Pequeno e grande”, “Localização” e “Posicionamento”, respectivamente.

A habilidade EI02ET05 é desenvolvida e exercitada no jogo “Formas espaciais”. Esse jogo possui três atividades diferentes (Figura 3). A primeira é classificar a figura, soltando-a diretamente na caixa correta, em sólido ou plano. A segunda atividade busca desenvolver a habilidade de juntar as sílabas disponíveis para construir o nome de um sólido. A última atividade é um jogo da memória, no qual o estudante deve encontrar o par “sólido” e seu

respectivo nome. Esse jogo se enquadra como desenvolvedor da habilidade EI02ET05, pois o objetivo é classificar as formas apresentadas como sólido ou plano e associá-las ao seu nome.



Figura 3 - Telas das três atividades do jogo “Formas espaciais”.

Os jogos “Nomes próprios”, “Quantas letras” e “Frutas-Quantidade” têm como objetivo trabalhar a habilidade EI02ET07 que se refere à “Contar oralmente objetos, pessoas, livros etc., em contextos diversos.” (Brasil, 2018, p.52). O jogo “Nomes próprios” trata-se de um jogo do tipo “tiro ao alvo”, onde o jogador deve acertar a placa que contém o número referente a quantidade de letras do nome próprio do enunciado. O segundo jogo, “Quantas letras”, é semelhante ao primeiro jogo, porém, nesse jogo, o aluno tem que contar a quantidade de letras de palavras maiores que as do jogo anterior. Em “Frutas-Quantidade”, o jogador deve contar as frutas que aparecem na sua tela e tocar no número correspondente. Percebe-se que esses jogos estão associados ao desenvolvimento da habilidade EI02ET07, pois o jogador necessita contar as letras ou frutas (verbalmente ou não) para superar o jogo. Pode-se observar as telas dos 3 jogos citados em Figura 4, respectivamente.



Figura 4 - Jogos associados apenas a habilidade EI02ET07.

Adotando uma perspectiva voltada para habilidades referente a terceira faixa (5 a 6 anos de idade) etária da educação infantil (EI03), tem-se 9 jogos. Os títulos desses jogos são: “Formas geométricas no cotidiano”, “Formas geométricas”, “Viagem”, “Números 1”, “Números 2”, “Quantidades”, “Comidas saudáveis”, “Sequência numérica”, e “Sequência”.

A primeira habilidade da EI03 tem a seguinte descrição “Estabelecer relações de comparação entre objetos, observando suas propriedades.” (Brasil, 2018, p.51), e representada por EI03ET01. Essa habilidade encontra-se presente, combinada com outra

habilidade, nos jogos “Formas geométricas no cotidiano”, “Formas geométricas”, e “Viagem”. No primeiro jogo, ela está combinada com a habilidade EI03ET05 que é a habilidade de classificar objetos a partir de suas semelhanças e diferenças (Brasil, 2018). A jogabilidade deste jogo trata-se de um jogo de “tiro ao alvo” onde o aluno deve acertar os objetos que têm sua forma semelhante à forma geométrica descrita no enunciado. É possível ver como se dá a jogabilidade através da imagem da tela do jogo no canto superior esquerdo da Figura 5.



Figura 5 - Jogos sobre formas geométricas

O jogo intitulado “Formas geométricas” apresenta como objetivo o desenvolvimento das mesmas habilidades do jogo citado anteriormente, porém a abordagem do jogo é mais diversificada. Além da jogabilidade do “tiro ao alvo” (Canto inferior esquerdo da Figura 5), esse jogo apresenta outras atividades como: completar o nome da forma geométrica com a letra que falta (Canto superior direito da Figura 5); e um jogo da memória onde se associa a forma geométrica ao seu respectivo nome (Canto inferior direito da Figura 5).

No terceiro jogo, intitulado “Viagem”, tem-se a combinação da habilidade EI03ET01 com a EI03ET02. A descrição da habilidade EI03ET02 em documentos oficiais é: “Observar e descrever mudanças em diferentes materiais, resultantes de ações sobre eles, em experimentos envolvendo fenômenos naturais e artificiais.” (Brasil, 2018, p.51). Ao todo, esse jogo apresenta cinco atividades. Na primeira atividade o jogador deve soltar na caixa correta objetos que ele pode ou não pode levar para uma viagem. A atividade dois é onde o aluno deve construir um avião usando tangram³. A terceira atividade pede que a criança coloque as ovelhas associadas a palavras com a quantidade de letras apresentada no enunciado dentro da cerca. A atividade 4 solicita que o educando arraste a roupa correta da

³ O tangram é um quebra-cabeça chinês, muito popular em vários lugares do mundo.

aeromoça até a mesma. E, a última atividade, é um jogo dos oito erros, onde o aluno deve identificar, através do toque na tela, a diferença entre duas imagens semelhantes. Percebe-se o desenvolvimento das habilidades citadas nas atividades desse jogo, pois o estudante precisa comparar objetos ou figuras com base nas suas propriedades (diferença entre imagens, quantidade de letras, utilidade em viagem) para solucionar os desafios. É possível ver a tela dos desafios na Figura 6.



Figura 6 - Telas do jogo “Viagem”

Os seis jogos restantes contemplam o desenvolvimento da habilidade EI03ET07, e esta, por sua vez, possui a seguinte descrição: “Relacionar números às suas respectivas quantidades e identificar o antes, o depois e o entre em uma sequência.” (Brasil, 2018, p.52). Os jogos intitulados “Números 1” e “Números 2” apresentam 3 atividades diferentes. A atividade 1 pede que o aluno complete a sequência com o antecessor, sucessor e o número entre outros dois. A 2ª atividade solicita que o aluno reconheça os números citados no enunciado e os coloque dentro de uma caixa. A terceira atividade é um tiro ao alvo onde o jogador deve acertar o sucessor do número no enunciado. A diferença entre esses jogos é que o “Números 2” propõe os desafios com números iguais ou superiores a 10. É possível ver a tela do jogo “Números 2” no canto inferior direito da Figura 7, as outras imagens são referentes a “Números 1”.



Figura 7 - Tela dos jogos Números 1 e 2

O jogo “Quantidades” desenvolve a habilidade EI03ET07 através do desafio proposto de o aluno selecionar a alternativa que apresenta a quantidade de objetos associada ao número apresentado no enunciado. E o jogo intitulado “Comidas saudáveis”, que além de contemplar o desenvolvimento da habilidade EI03ET07, também trabalha a habilidade EI02ET07, pois nesse jogo o aluno tem de selecionar o número associado à quantidade de figuras que aparece na tela. Na figura 8 é possível ver a tela dos jogos citados, “Quantidades” à direita e “Comida saudável”.



Figura 8 - Tela dos jogos “Quantidade” e “Comida saudável”

Os dois últimos jogos são “Sequência numérica” e “Sequência - Quantidades”. Ambos contemplam a habilidade EI03ET07, porém, o segundo jogo também aborda o desenvolvimento da habilidade EI02ET07. O primeiro jogo, “Sequência numérica” (canto esquerdo da Figura 9), exige que o estudante articule os conceitos de antecessor e sucessor para poder completar a sequência de maneira correta. E o jogo “Sequência - Quantidades” desenvolve as habilidades citadas através do desafio do estudante completar a sequência de figuras. Nesse segundo jogo (Figura 9), o aluno é auxiliado por uma voz no jogo que ajuda contando as figuras na sequência em que são apresentadas.



Figura 9 - Tela dos jogos “Sequência numérica” e “Sequência - Quantidades”.

O pré e pós-testes, chamaremos aqui de jogo diagnóstico, aplicados na intervenção, é um jogo construído com partes dos jogos pertencentes ao conjunto de 16 jogos que os alunos jogam entre os testes. O jogo diagnóstico apresenta cinco atividades diferentes que trabalham diferentes habilidades matemáticas referente à educação infantil. A primeira atividade (Canto

superior esquerdo da Figura 10) é uma atividade de reconhecimento do número, mais especificamente o símbolo, onde o jogador deve acertar o número solicitado no enunciado. A atividade 2 (Superior centro da Figura 10) pede que o aluno organize os números em ordem tocando-os na ordem correta, trabalhando assim a habilidade da identificação do antecessor e sucessor. A 3ª atividade (Canto superior direito da Figura 10) é semelhante ao jogo “Quantidade”, que também desenvolve a habilidade EI03ET07. A penúltima atividade (Esquerda inferior da Figura 10) é igual à proposta no jogo “Posicionamento”, onde o estudante trabalha a atividade EI02ET04. E a atividade final (Figura 10) propõe o mesmo desafio e jogabilidade do jogo “Formas geométricas”.



Figura 10 - Telas das 5 atividades do jogo diagnóstico

Para a realização do cálculo da pontuação dos estudantes no jogo diagnóstico fez-se a seguinte operação $score_{final} = 1 - score_{standardized}$ onde

$$score_{standardized} = (score_{brute} - score_{bruteMin}) / (score_{bruteMax} - score_{bruteMin}).$$

$score_{brute}$ seria a pontuação bruta que é calculada pelo produto entre a quantidade de toques na tela ao longo da execução do jogo diagnóstico e a quantidade de tentativas, e a razão entre a diferença entre $score_{brute}$ e a menor das pontuações brutas registradas no jogo diagnóstico em caráter de pré ou pós-teste e a diferença entre a maior pontuação bruta registrada no jogo diagnóstico e a menor é uma operação para transformar o $score_{brute}$ num valor entre 0 e 1 sem perder sua essência. O $score_{brute}$ é diretamente proporcional a quantidade de tentativas, e, conseqüentemente, associou-se que o $score_{brute}$ seria inversamente proporcional a um resultado positivo do estudante no jogo diagnóstico pois nesta pesquisa considerou-se a quantidade de tentativas do aluno em finalizar o jogo diagnóstico diretamente relacionado à

dificuldade do mesmo em finalizá-lo. Dessa forma, a fim da pontuação do aluno ser diretamente proporcional a avaliação positiva do estudante no jogo diagnóstico, calculou-se $score_{final}$ como a diferença entre 1 e o $score_{standardized}$, pois como o $score_{standardized}$ está diretamente associado a um resultado negativo do jogo diagnóstico então considerou-se que o complementar desse valor estaria associado a um resultado positivo da realização do jogo diagnóstico pelo aluno.

Os dados gerados pelos estudantes ao realizar os 16 jogos, além do jogo diagnóstico, foram analisados buscando identificar perfis de engajamento e compreender melhor o processo de aprendizagem desses estudantes. O subcapítulo a seguir descreve esse processo.

5.4 Processo de Análise dos dados

As interações realizadas no contexto da ABJD geram dados referentes às ações dos estudantes e dos professores ao utilizarem os JD. A metodologia utilizada nesta dissertação levou em consideração a exploração desses dados, de acordo com a abordagem proposta por Garcia *et al.* (2011).

A abordagem de análise de dados utilizada nesta dissertação se baseou nas etapas de EDM, propostas por Garcia *et al.* (2011), que busca converter os dados brutos de sistemas educacionais em informação útil que pode ser usada por desenvolvedores de *software* educacionais, professores, pesquisadores educacionais, conforme Figura 5 (Garcia *et al.*, 2011):

Figura 5 - Etapas da EDM



Fonte: Adaptado de Garcia *et al.* (2011).

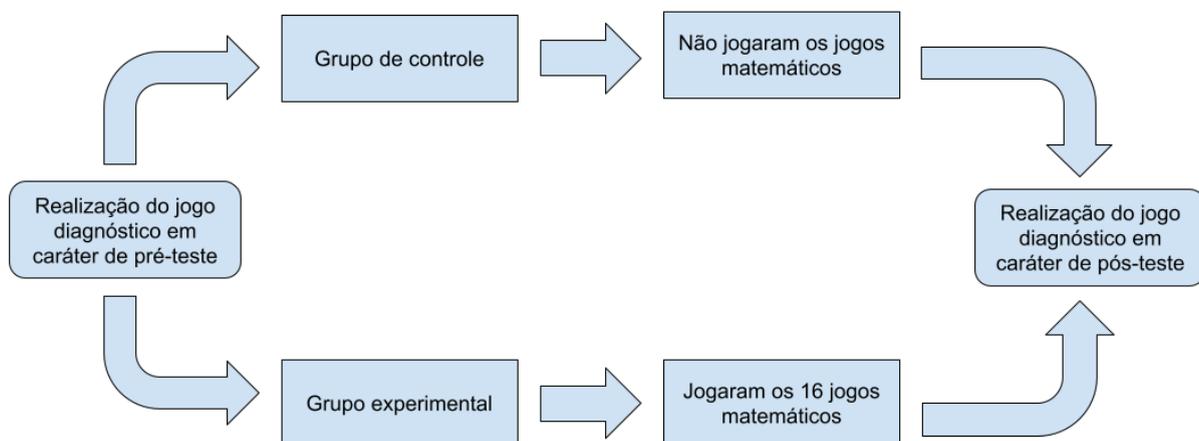
- **Etapa 01 - Pré-processamento.** Os dados obtidos por meio da instituição de ensino, armazenados na plataforma de jogos educacionais, foram pré-processados para transformá-los em um formato apropriado para a mineração. Algumas das principais

tarefas do pré-processamento foram: limpeza, seleção de atributos, os atributos de transformação e de integração de dados;

- **Etapa 02** - Mineração de dados. Essa foi a etapa central. Durante essa etapa, as técnicas de mineração de dados foram aplicadas a dados previamente pré-processados. Alguns exemplos de técnicas de mineração de dados são: visualização, regressão, classificação, *clustering*, regras de associação de mineração, mineração de padrão sequencial, mineração de texto, entre outras;
- **Etapa 03** - Pós-processamento. Foi a etapa final, na qual os resultados obtidos foram avaliados e interpretados. Além disso, do ponto de vista educacional, as informações encontradas podem ser usadas para contribuir com a tomada de decisão pedagógica de professores em (ABJD).

Na Figura 6 pode-se observar um esquema representativo do experimento. Os dados gerados pelos estudantes do grupo experimental foram coletados e disponibilizados pela empresa, e passaram pelas fases citadas de processamento.

Figura 6 - Esquema do experimento realizado



Fonte: Autoria própria (2023)

Inicialmente foi realizada uma análise exploratória dos dados dos estudantes capturados durante as interações com os jogos. Em seguida, a abordagem de GLA foi aplicada por meio das seguintes etapas: Seleção das variáveis comportamentais importantes para a compreensão do engajamento dos estudantes; validação desse conjunto de variáveis; execução de análise de cluster; verificação de diferença significativa entre os grupos; cálculo

do tamanho do efeito; identificação dos perfis dos estudantes; e criação de modelo de predição do desempenho dos estudantes com base em variáveis comportamentais relacionadas ao engajamento.

5.5 Análise exploratória

Esta etapa é fundamental em qualquer análise de dados, e constitui-se de processos como a organização, descrição, cálculos e visualização desses dados presentes na análise. O foco dessa análise exploratória foi encontrar padrões ou discrepâncias na base de dados analisada, buscando tendências, avaliando comportamentos e relações entre as variáveis.

Além disso, buscou-se evidenciar cada variável que foi utilizada na pesquisa, descrevendo o seu significado. Por seguinte, acompanhou-se um processo de análise procurando informações sobre valores nulos ou inconsistentes para a sua retirada da base de dados, pois esses “espaços” dificultam a assertividade e eficácia da identificação do padrão comportamental de um aluno.

Por fim, partiu-se para a seleção de variáveis que representam as ações dos alunos dentro do JD. Nessa base de dados, tem-se as variáveis quantidade de acertos, erros, visualizações e completudes dos alunos em cada um dos 16 jogos. Portanto, desenvolveram-se discussões acerca da natureza desses dados, buscando compreender a existência de relações entre essas variáveis. Feito isso, aplicou-se o processo descoberta de perfis de engajamento.

5.6 Descoberta de Perfis de Engajamento

5.6.1 Análise de cluster

A identificação dos grupos (cluster) de alunos com características semelhantes foi realizada através da técnica de análise de cluster (análise de agrupamento). Pesquisadores utilizam esta técnica quando se deseja obter uma estrutura natural entre várias observações embasadas em perfis multivariados, pois esses agrupamentos são baseados nas características destas observações. De acordo com Kassambara (2017) “Clustering é um dos importantes métodos de mineração de dados para descobrir conhecimento em dados multidimensionais. O

objetivo do *clustering* é identificar padrões ou grupos de objetos similares no conjunto de dados em questão.” (p.3).

Após a análise exploratória, foram selecionadas variáveis com capacidade de representar aspectos determinantes das ações dos alunos nos jogos, e assim o agrupamento é possível de sucesso. A fim de determinar se as variáveis escolhidas apresentam uma tendência de clusterização, utilizou-se do método estatístico Hopkins que mede a probabilidade de que um determinado conjunto de dados seja capaz de gerar dados distribuídos de maneira uniforme (Kassambara, 2017), e, através do método de agrupamento K-means (Kamila, 2021), encontrou-se qual variável, ou combinação de variáveis, que faz a distribuição dos dados em grupos de tal forma que não formem-se grupos unitários ou muito pequenos.

5.6.2 Verificação de diferença significativa entre os grupos

Nesta etapa, foi verificado a significância estatística das diferenças das médias entre os grupos formados e o grupo de controle, buscando compreender o desempenho das turmas no pós-teste a partir dessa comparação. Analisou-se, inicialmente, as médias dos ganhos (a diferença entre o pós-testes e o pré-teste) para comparar o ganho de cada grupo. E também observou-se as médias de pós-testes entre os clusters gerados e o grupo de controle para visualizar o desempenho dos mesmos no pós-teste. O método estatístico a ser utilizado foi o teste de Kruskal-Wallis (Vargha; Delaney, 1998).

O teste de Kruskal-Wallis não apresenta como condição para a sua utilização a normalidade da variável ou homogeneidade de variância entre os grupos de dados comparados (Bianconi *et al.*, 2008). Esse autores ainda caracterizam esse teste como “teste livre de distribuição, ou seja, a distribuição teórica populacional dos dados não precisa ser estimada pelas médias ou variâncias amostrais para sua correta aplicação” (p.29). Além disso, eles afirmam poder utilizar o teste de Dunn para detectar a diferença encontrada pelo teste de Kruskal-Wallis realizando comparações 2 a 2 entre os grupos.

5.6.3 Cálculo do Tamanho do Efeito

A interpretação do tamanho de efeito é algo complexo, pois segundo Kraft (2020) tanto uma interpretação de efeito ampla pode apresentar uma aplicação geral, flexível, necessitar de técnicas especializadas e ainda sim apresentar resultados subjetivos, como diretrizes associadas a interpretações de tamanho de efeito mais específicas que aparentam ser de fácil utilização, podem entregar respostas errôneas e não conseguir explicar a

estimativa proposta em seu estudo. Dessa forma, o autor afirma que um ponto de partida seria essa interpretação ser apoiada um benchmark constituído de referências de tipos de estudos e seus resultados fornecidos pelos pesquisadores.

O tamanho do efeito de cada grupo foi calculado para verificar o tamanho do ganho que o experimento causou no aprendizado dos estudantes, comparando os grupos de controle e experimental. Realizar esse cálculo é a métrica mais utilizada para verificar a eficácia de experimentos randomizados e controlados. A medida mais popular é de tamanho de efeito é do *d de Cohen* (Cohen, 1988), mas, nesse estudo, foi utilizado o cálculo de tamanho de efeito de Morris (2008) que apresenta diferentes tamanho de efeito para dados de medidas repetidas e faz um estudo de simulação. O cálculo proposto por Morris (2008) afirma que deve-se usar o agrupado de desvios padrão do pré-teste para ponderar as diferenças das médias do pré e pós-testes. Além disso, esse autor diz que a intervenção em questão não influencia o desvio padrão e que há ponderação no cálculo para corrigir a estimativa do tamanho de efeito da população.

O cálculo do tamanho de efeito de Morris (2008) fornece uma estimativa mais precisa

do efeito do grupo experimental através da fórmula, $d_{ppc2} = c_p \left[\frac{(M_{post,T} - M_{pre,T}) - (M_{post,C} - M_{pre,C})}{SD_{pre}} \right]$,

onde $M_{post,T}$, $M_{pre,T}$, $M_{post,C}$ e $M_{pre,C}$ são a média do pós-teste do grupo experimental, a média do pré-teste do mesmo grupo, a média do pós-teste do grupo de controle, e a média do pré-teste do grupo de controle, respectivamente. SD_{pre} é o agrupado do desvio padrão dos

pré-testes e é definido por $SD_{pre} = \sqrt{\frac{(n_T - 1)SD_{pre,T}^2 + (n_C - 1)SD_{pre,C}^2}{n_T + n_C - 2}}$, e para calcular essa medida é

necessário o tamanho da amostra de controle e experimental (respectivamente n_C e n_T), e os

desvios padrão do pré-teste do grupo de controle e experimental ($SD_{pre,C}$ e $SD_{pre,T}$,

respectivamente). E por fim, temos a variável $c_p = 1 - \frac{3}{4(n_T + n_C - 2) - 1}$ que auxilia na precisão

do tamanho do efeito.

A fim de obter o tamanho do efeito de cada cluster a partir de Morris (2008) foram capturados médias e desvios padrão do pré-teste e pós-teste de cada grupo, além do tamanho dos mesmos. Com esses valores foi possível calcular o tamanho do efeito para cada cluster do grupo experimental e compará-los com os do grupo de controle. Para estimar esses tamanhos de efeitos, a referência foi o benchmark de Kraft (2020), o qual foi baseado em 1942 tamanhos de efeitos de 747 experimentos educacionais randomizados com testes

padronizados, que categoriza os tamanhos de efeito em pequeno (até 0.05), médio (0.05 ou menor que 0,2) e grande (0,2 ou maior).

5.6.4 Sobre a base de dados do estudo

A base de dados utilizada nesse estudo contém informações referente a cada etapa do experimento. Tais informações estão registradas em um arquivo no formato de planilha eletrônica. A planilha apresenta 268 variáveis (colunas) e 5437 observações de estudantes (linhas). Destaca-se que cada uma dessas observações é referente a um estudante, portanto a realização do experimento aconteceu com 5437 estudantes. Entretanto, devido à presença de dados faltantes por motivos da não participação do estudante em parte do processo da intervenção, após separar as informações referente aos alunos de 6 anos de idade, a análise dos dados ocorreu sobre 671 estudantes, sendo 192 que jogaram os 16 jogos e 479 do grupo de controle.

Tabela 4 - Variáveis da base de dados

Variável	Descrição
PRE_M_COMP	Nota do pré-teste computada.
POS_M_COMP	Nota do pós-teste computada.
PRE_M_X	Quantidade cliques na tela X do jogo diagnóstico no momento pré-teste. O X varia de 1 a 14.
POS_M_X	Quantidade cliques na tela X do jogo diagnóstico no momento pós-teste.
nomejogo_V	A quantidade de visualizações em nomejogo.
nomejogo_R	A quantidade de acertos em nomejogo.
nomejogo_W	A quantidade de erros em nomejogo.
nomejogo_C	A quantidade de completudes em nomejogo.

Fonte: Autoria própria (2023)

As variáveis escolhidas para o desenvolvimento da análise foram estas descritas na Tabela 4. Além das variáveis referente as notas do pré e pós-testes, também selecionou-se as variáveis PRE_M_X e POS_M_X que estão associadas à quantidade de toques na tela que o jogador realiza o jogo diagnóstico. Como os jogos educativos da plataforma Escribo Play são do tipo “touch screen”, as notas dos jogos diagnósticos foram calculadas com base na quantidade de toques na tela seguindo a seguinte lógica: “quanto mais toques na tela, significa que o estudante levou mais tentativas para superar aquela tela”. Além disso, o jogo

diagnóstico se separa em 5 atividades diferentes, onde cada uma avalia uma habilidade diferente. As atividades estão distribuídas da seguinte forma no jogo diagnóstico: Conhecimento dos números (telas 1 a 3), Ordem numérica (telas 4 a 6), Comparação (telas 7 e 8), Posicionamento no espaço (telas 9 e 10), e Formas geométricas (telas 11 a 14). Dessa forma, precisou-se dessas variáveis para avaliar o desenvolvimento dos estudantes em cada uma dessas habilidades.

As variáveis que apresentam “_V”, “_R”, “_W” e “_C” referem-se a quantidade de visualizações, acertos, erros e completudes (vezes em que completou o jogo) do aluno no jogo intitulado nomejogo.

5.7 Modelagem para Predição de Desempenho

No Brasil, para a criação dos modelos de predição com dados educacionais tem sido utilizados algoritmos de aprendizagem de máquina e modelos de regressão (Guimarães *et al.*, 2020; Brasil *et al.*, 2018). A fim de utilizar-se tais algoritmos, se faz necessário a escolha da variável a ser predita pelo modelo (variável dependente ou desfecho) e também uma ou um conjunto de variáveis que servirão de informação para o algoritmo conseguir realizar a predição, conhecidas como covariáveis (Bruce; Bruce, 2019).

Para conseguir prever o desempenho dos estudantes neste estudo, escolheu-se, como variável dependente, o ganho que o estudante apresentou na realização dos pré e pós-testes, e uma segunda opção seria optar por escolher a pontuação de cada estudante no pós-teste como variável dependente. E as variáveis independentes ou covariáveis foram as variáveis que retratam o comportamento dos estudantes dentro da intervenção, ou seja, os acertos, erros, visualizações e completudes dos estudantes nos 16 jogos.

Após a decisão do conjunto de variáveis, ajustou-se um modelo de regressão logística para cada combinação entre cada variável independente e cada conjunto de variáveis dependentes (covariáveis) associadas a cada um dos aspectos dos estudantes nos jogos. Após esse feito, foi aplicado a cada modelo a técnica de *stepwise* (Wang; Chen, 2016) para identificar as variáveis dependentes mais importantes para cada modelo, ou seja, quais aspectos dos jogos influenciaram mais na predição do desempenho dos estudantes no pós-teste. Em seguida, reduziu-se cada modelo a apenas as variáveis importantes detectadas pelo *stepwise*, e verificou-se quais modelos apresentaram a maior quantidade de variáveis significativas. As combinações utilizadas nesses modelos serão utilizadas em cada um desses 4 métodos de classificação: regressão logística, XGBoost, máquina de vetores de suporte (SVM) e *random forest*.

A regressão logística (GLM) tem como objetivo identificar a relação de dependência entre as variáveis dependentes e a variável que será predita, e realizar a previsão da variável independente (Etemadpour *et al.*, 2020). O método XGBoost é um algoritmo de aprendizado de máquina que utiliza técnicas de classificação baseadas em árvores de decisão e *gradient boosting*, mais especificamente pode-se associar esse método ao seguinte processo: as técnicas de árvore de decisão apresentam vários classificadores “fracos”, e o *gradient boosting* combina todos esses classificadores para gerar classificadores mais robustos (Howard; Meehan; Parnel, 2018).

O método SVM, de acordo com Adejo e Connolly (2018), é um algoritmo de aprendizado feito “para lidar com problemas de previsão e reconhecimento de padrões, bem como para análise e mapeamento de funções lineares e não lineares” (p.65). Mais ainda, os autores complementam dizendo que o SVM rotula o objeto com base nos aspectos do mesmo, e fazendo uso de técnicas de Kernel para realizar a construção das partições.

Já o algoritmo *random forest* (ou floresta aleatória) utiliza das técnicas de árvore de decisão, onde ele pega cada decisão (classificação) apresentada pelas árvores de decisão construídas e cria subconjuntos aleatórios, e desses subconjuntos, escolhe aqueles que ele classifica como melhores preditores (Etemadpour *et al.*, 2020).

Por fim, cada um dos modelos criados a partir dos métodos de classificação foram avaliados a partir de suas métricas de *kappa*, acurácia, precisão e *recall*. Essas métricas podem avaliar a correlação entre as variáveis dos jogos (dependentes) e a variáveis que será predita (Etemadpour *et al.*, 2020). Precisão está associada à quantidade de valores preditivos positivos que eram realmente positivos, e *recall* é a taxa de eventos positivos que foram previstos corretamente (Umer *et al.*, 2019).

Kappa é uma métrica que avalia a concordância entre as chances ou possibilidades, de acordo com Fleiss e Cohen (1973), essa métrica pode “variar de -1 a +1, de modo que um valor negativo indica pior concordância, zero indica acaso e um valor positivo indica melhor concordância”(p.613). Segundo esses autores, o valor kappa igual a um indica concordância perfeita. Já a acurácia é uma das métricas mais utilizadas para avaliar a eficiência de modelos preditivos, e segundo Namoun e Alshantiti (2020), essa métrica está associada a razão entre as chances previstas corretamente e o total de chances.

Além das métricas, os modelos também podem ser avaliados a partir da área sob a sua curva ROC. De acordo com Hortêncio Filho, Vinuto e Leal (2020), “A curva ROC é uma curva de probabilidade construída em um gráfico de relação entre a taxa de verdadeiros positivos (TPR – *True Positive Rate*) e a taxa de Falsos Positivos (FPR – *False Positive*

Rate)” (p.1138). Dessa forma, a área abaixo da curva ROC está associada à capacidade que o modelo tem de classificar corretamente os participantes do experimento em questão (Da Silva *et al.*, 2021).

A partir dessas métricas e da curva ROC foi possível avaliar e selecionar o melhor modelo de predição do desempenho dos estudantes que participaram da intervenção tratada nessa pesquisa.

Diante do exposto, esta pesquisa trata-se de um estudo quali-quantitativo sobre um experimento educacional randomizado controlado utilizando jogos matemáticos de uma plataforma de jogos educativos para dispositivos móveis. O experimento ocorreu de maneira remota e a realização dos jogos pelos estudantes se deu de maneira assíncrona. O perfil dos estudantes eram alunos do 1º ano do ensino fundamental que possuíam acesso a internet e dispositivo móvel. Estes estudantes puderam jogar 16 jogos matemáticos por um período de 30 dias, e mediante essa interação com os jogos, através da GLA foi possível classificar grupos de estudantes quanto ao seu grau de engajamento durante a intervenção. Além disso, a GLA também proporcionou verificar o impacto desse experimento no aprendizado dos alunos a partir da Análise exploratória, Cálculo do tamanho de efeito e da criação do Modelo de predição de desempenho. Pode-se observar esses resultados na próxima seção.

6 Resultados

Nesta seção foram descritos os resultados da análise exploratória, e dos processos de GLA referente aos dois experimentos propostos: a análise de cluster para a identificação dos perfis de engajamento, assim como o cálculo do tamanho de efeito para verificar o grau de contribuição à aprendizagem dos estudantes, e a criação do modelo com métodos de classificação para prever o desempenho e visualização das variáveis que mais contribuíram para o rendimento escolar dos estudantes. Além disso, consta também nesta seção, o tópico de “Discussões e Implicações Educacionais”, no qual foi discutido o ponto de vista educacional dos resultados gerados pelo processo de análise.

6.1 Identificação variáveis comportamentais em contextos de ABJD

Para alcançar o objetivo de identificar variáveis comportamentais que permitam a caracterização de perfis de engajamento dos estudantes em contextos de ABJD, foi conduzida uma análise exploratória.

Ao iniciar a exploração da base de dados, buscou-se verificar se havia ausência de informação em algumas das variáveis importantes para o desenvolvimento da análise. Inicialmente, a busca ocorreu nas notas do pré-teste e do pós-teste, pois essas variáveis são essenciais para calcular se houve ganho de aprendizagem. Em seguida, tentou-se identificar se havia ausência de dados relacionados às colunas referente às telas do jogo diagnóstico, uma vez que essa seria uma informação necessária para a avaliação dos ganhos nas habilidades matemáticas específicas. Esses dados faltantes foram registrados em uma planilha eletrônica como células de valor NA, ou não-avaliáveis. Observa-se na Tabela 5, construída após a realização do filtro de idade dos estudantes, para ter-se um panorama dos dados da base dessa pesquisa que estavam faltando.

Tabela 5 - Quantidade de valores faltantes por variável

Variável	Quantidade de valores faltantes	Variável	Quantidade de valores faltantes
PRE_M_COMP	1564	POS_M_COMP	2068
PRE_M_1	1558	POS_M_1	2057
PRE_M_2	1558	POS_M_2	2057
PRE_M_3	1558	POS_M_3	2057

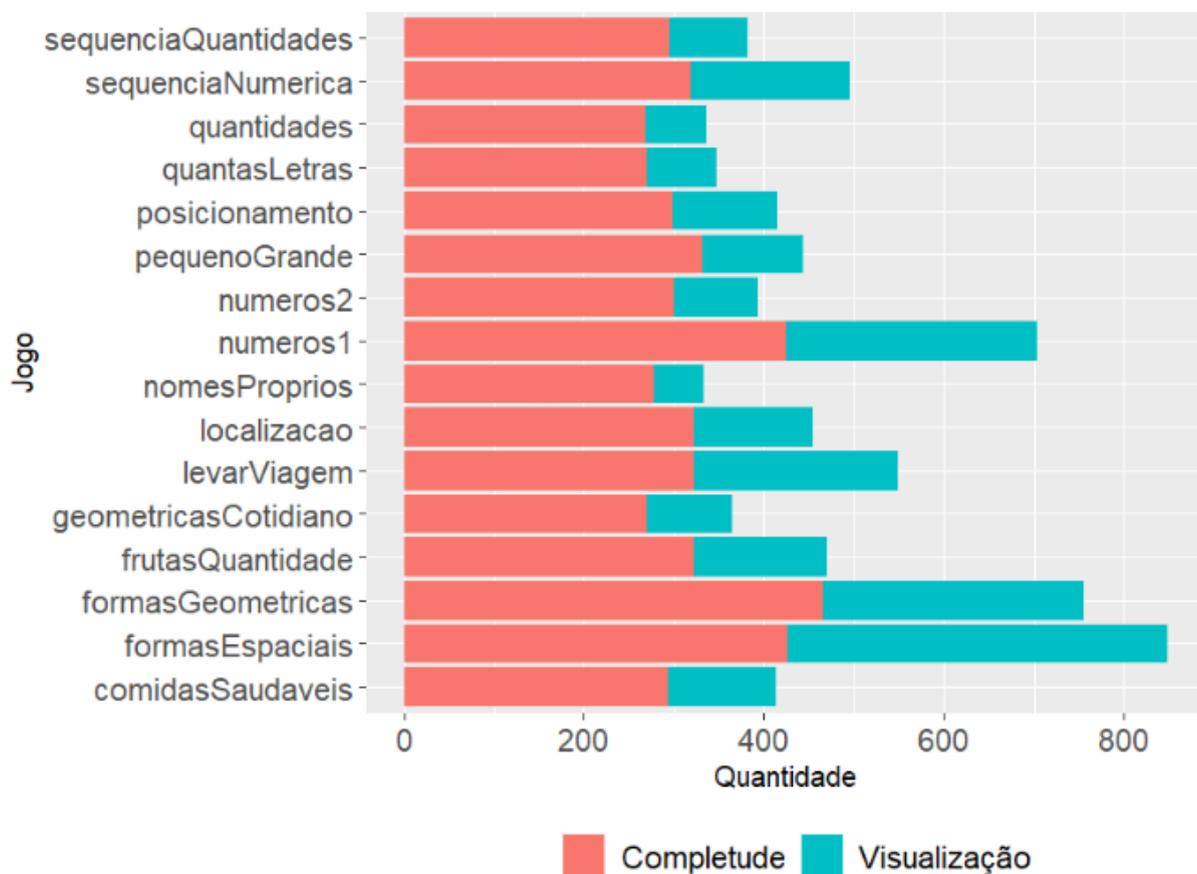
PRE_M_4	1558	POS_M_4	2057
PRE_M_5	1558	POS_M_5	2057
PRE_M_6	1558	POS_M_6	2057
PRE_M_7	1558	POS_M_7	2057
PRE_M_8	1558	POS_M_8	2057
PRE_M_9	1559	POS_M_9	2058
PRE_M_10	1559	POS_M_10	2059
PRE_M_11	1559	POS_M_11	2058
PRE_M_12	1560	POS_M_12	2059
PRE_M_13	1559	POS_M_13	2060
PRE_M_14	1558	POS_M_14	2060

Fonte: Autoria própria (2023).

Após essa verificação, destacando que as variáveis mencionadas na Tabela 5 são essenciais para o desenvolvimento da análise dessa pesquisa, pois são necessárias para a identificação do ganho geral da aprendizagem e específico das habilidades a partir dos testes do experimento, vê-se a necessidade da retirada desses indivíduos da base de dados com pontuação ausente. Feito isso, a base de dados deste trabalho foi composta por uma amostra de 192 estudantes presentes no grupo experimental e 479 alunos do grupo de controle. Sendo assim, a exploração dos dados desenvolve-se sobre os aspectos dos jogos referente aos educandos participantes da intervenção realizada.

Na Figura 13, observa-se a porcentagem de Completude sobre as Visualizações de cada jogo pelos estudantes. Os jogos que apresentaram grandes quantidades de visualizações foram “formasEspaciais”, “formasGeometricas” e “numeros1, com 848, 756 e 704 visualizações, respectivamente. A partir do gráfico da Figura 13 compreende-se que os jogos foram mais visualizados do que completados no geral.

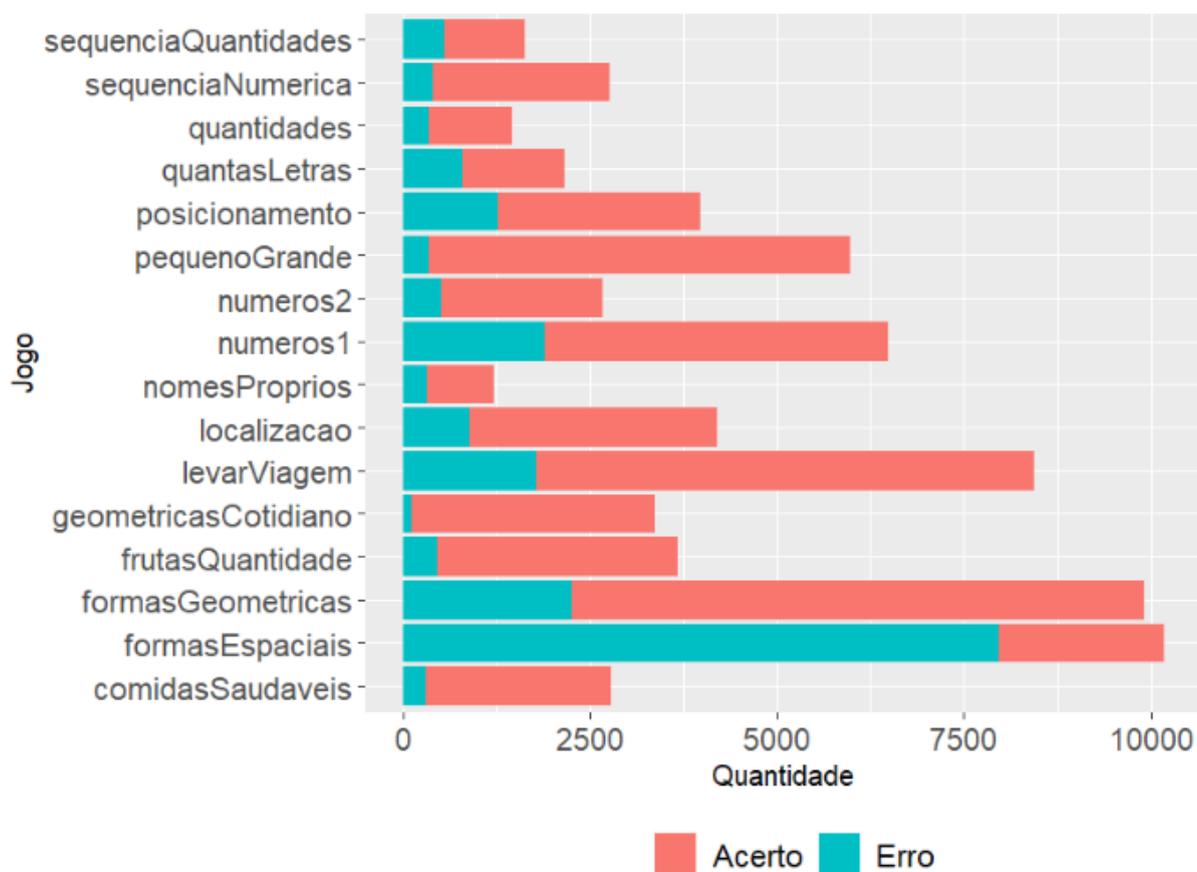
Figura 13 - Completude x Visualização de cada jogo



Fonte: Autoria própria (2023).

Na Figura 14, tem-se os jogos “formasEspaciais” e “formasGeometricas” aparecem novamente com altos índices de acertos e erros. Esses índices, mais os apresentados na Figura 13, podem indicar esses dois jogos como os mais jogados pelos estudantes. Pode-se afirmar também que o jogo “formasEspaciais” foi o mais difícil pois nele ocorreram a maior quantidade de erro e uma quantidade de acerto equivalente a 50% das visualizações (tentativas).

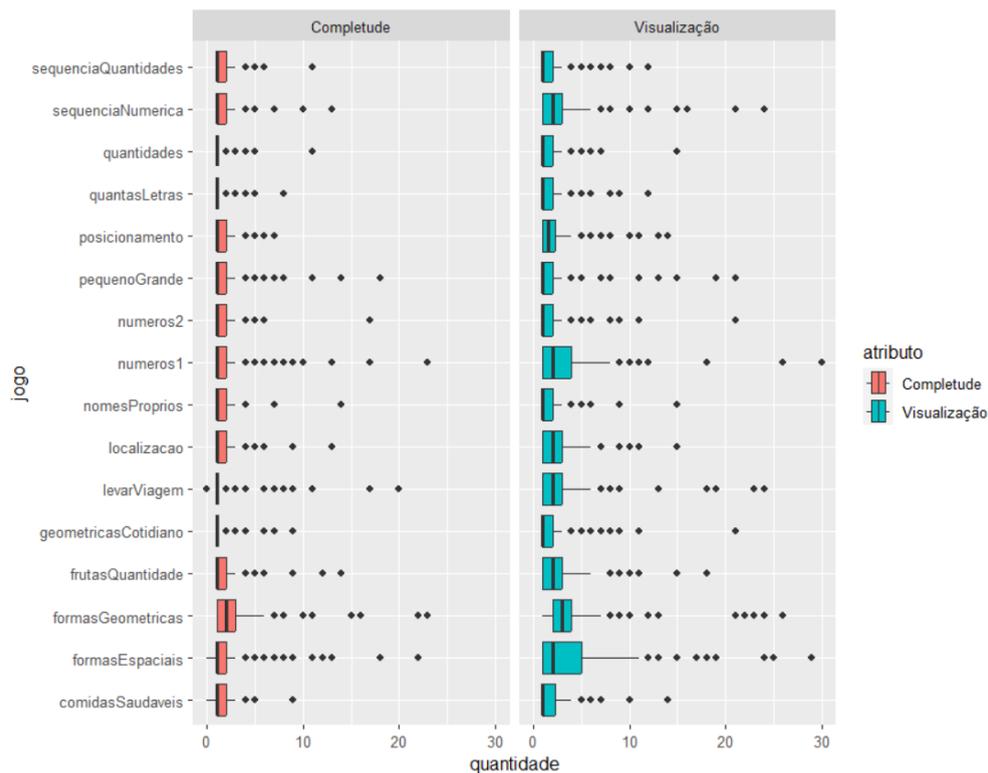
Figura 14 - Quantidade de acerto x erro por jogo



Fonte: Autoria própria (2023).

A distribuição das visualizações e completude de cada jogo pode ser vista na Figura 15. Por meio desse gráfico é possível visualizar melhor as diferenças entre esses dois aspectos da jogabilidade. O jogo “formasEspaciais”, já mencionado na Figura 13, apresenta, quanto à visualizações, mediana igual a 2 com intervalo interquartil (IQR) de 1 até 5. Enquanto que, ao considerar a completude desse jogo, tem-se mediana igual a 1 com IQR de 1 até 2. Dessa forma, a partir dessas informações, compreende-se a proporção de visualização apresentada na Figura 13, pois a Figura 15 indica que 50% das visualizações variam entre 1 e 5, enquanto que 50% das completudes variam entre 1 e 2.

Figura 15 - Distribuição de visualizações e completudes dos jogos

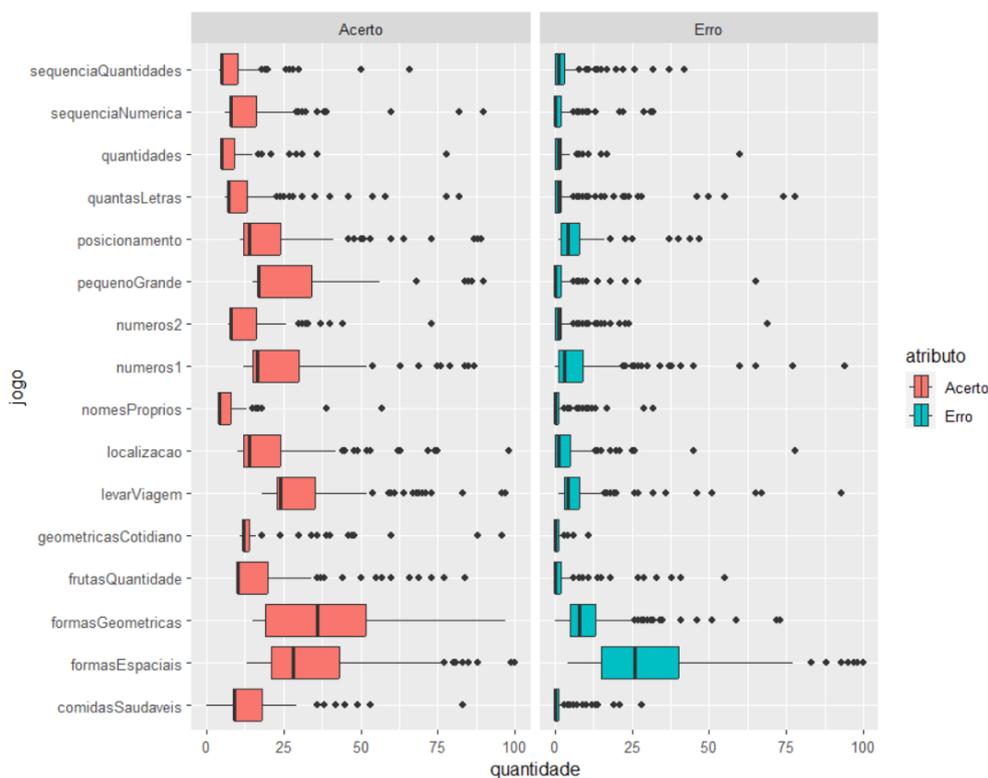


Fonte: Autoria própria (2023).

Além desses dois jogos mencionados, destaca-se também, na Figura 15, os jogos “numeros1” e “levarViagem”. Considerando o aspecto visualização desses jogos, têm-se medianas igual a 2 com IQR de 1 até 4 e 1 até 3, nessa ordem. Quanto a completude, esses jogos indicam uma mediana igual a 1 com IQR de 1 até 2 e 1, respectivamente. Alguns pontos interessantes podem ser relatados com base nessas informações. No jogo “numero1” ocorreu que 75% das visualizações variam até 4, enquanto 75% das completudes variam até 2. O jogo “levarViagem” apresenta 75% das completudes terem ocorrido apenas uma vez (igual a 1), e a visualização desse jogo indica 50% variando entre 1 e 3. Essas informações corroboram com os dados aprensetados na Figura 13.

A partir da Figura 16 os jogos apresentam uma variabilidade maior de acertos, principalmente para valores maiores que a mediana. Isso indica que os 50% dos valores referente aos acertos que são menores que a mediana tendem a valores bastantes próximos da mediana, e os outros 50% demonstram mais variabilidade para valores maiores que a mediana. Sendo assim, pode-se dizer que os estudantes que tiveram a quantidade de acertos próximo ao valor da mediana, ocorreram de todos terem valores próximos de acertos, enquanto que aqueles que acertaram mais que o valor da mediana podem ter alcançado quantidade de acertos bastante altos.

Figura 16 - Distribuição de acertos e erros dos jogos



Fonte: Autoria própria (2023).

Quanto aos erros (Figura 16), vê-se que a variabilidade, em geral, é baixa e a quantidade também quando comparada aos acertos. Alguns jogos chamam atenção no gráfico acima, são eles: “formasEspaciais”, “numeros1”, “formasGeometricas”, “levarViagem”, e “posicionamento”. Esses jogos apresentam as seguintes medianas referente a quantidade de erros: 28 (IQR: 15.75, 48), 3 (IQR: 1, 9), 8 (IQR: 5, 13), 4 (IQR: 3, 8), 4 (IQR: 2, 8), respectivamente. Já as medianas associadas aos acertos tem-se: 32 (IQR: 21, 52.25), 18 (IQR: 15, 33.25), 38 (IQR: 19, 57), 24 (IQR: 23, 39.25), 14 (IQR: 12, 24), nessa ordem. Exceto pelo jogo “formasEspaciais”, os demais jogos citados, mediante as informações sobre as medianas e IQR apresentadas, apresentam 75% dos valores de acertos superior a $\frac{3}{4}$ dos valores de seus erros. Além disso, percebe-se a variabilidade de valores grandes que a quantidade de erros apresenta para o jogo “formasEspaciais”, corroborando com o que foi indicado na Figura 14.

Realizada essa análise exploratória, desenvolver-se-á a identificação dos perfis de engajamento dos estudante com base nessas variáveis selecionadas que representam a ação do estudante dentro do jogo da intervenção proposta. Isso ocorrerá por meio do processo de análise de agrupamento.

6.2 Identificação de perfis de engajamento

6.2.1 Processo de clusterização dos dados

Inicialmente, foi realizado o teste estatístico de Hopkins (Ryan *et al.*, 2021) para identificar qual variável dentro do conjunto de dados possuía melhor tendência de agrupamento. Antes da aplicação desse teste, os dados foram normalizados, com a função *scale()* do pacote básico do *R*, para que todos os dados estivessem em uma escala comum, mantendo-se as proporções dos valores sem perder informações. O conjunto de dados utilizado nessa pesquisa apresenta variáveis que podem representar o comportamento do estudante dentro do jogo, são elas: erro (W), visualização (V), acerto (R), completude (C). Além da verificação individual da tendência de agrupamento dessas variáveis, também, testaram-se as combinações dessas variáveis. Pode-se ver os resultados do teste na Tabela 6.

Tabela 6 - Resultado do teste Hopkins das variáveis e suas combinações

Variáveis	Teste Hopkins	Variáveis	Teste Hopkins
R+W+V+C	0.1392	W+V	0.1437
V+R+W	0.1417	W+C	0.1330
V+R+C	0.1336	V+C	0.1406
V+W+C	0.1441	V	0.1465
R+W+C	0.1311	C	0.1228
R+W	0.1319	R	0.1226
R+V	0.1380	W	0.1197
R+C	0.1209		

Fonte: A autoria própria (2023).

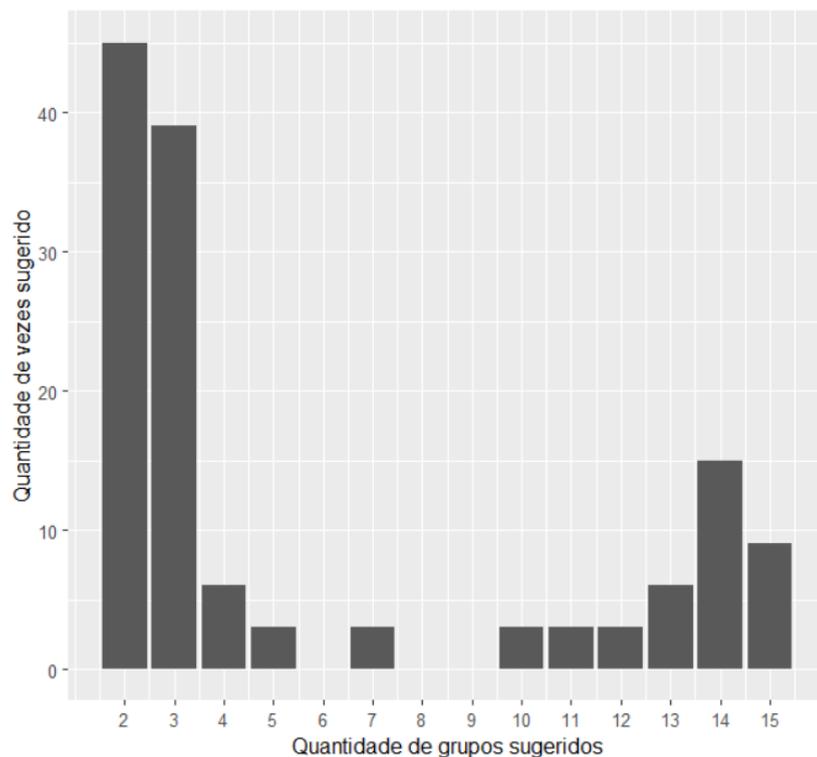
O teste estatístico de Hopkins varia de 0 a 1 e caracteriza um conjunto de dados com boa tendência de agrupamento quando apresenta valores distantes de 0.5 (Kassambara, 2017). Pode-se perceber na Tabela 6 que todas as combinações entre as variáveis dos jogos apresentam boa tendência de agrupamento pela estatística Hopkins. Portanto, inicialmente, a clusterização poderia ser realizada com qualquer uma das combinações apresentadas na Tabela 6.

O agrupamento dos dados foi realizado pelo método K-means, e, além da verificação da tendência de agrupamento dos dados que se deseja agrupar, precisa-se optar pela quantidade de *clusters* que o método precisará criar. Para isso, utilizou-se a função *NbClust()*,

pertencente ao pacote com mesmo nome, que sugere o número de agrupamentos com base no fornecimento de 30 índices diferentes resultantes de variação do número de agrupamentos - que por padrão, a função varia de 2 a 15 grupos, do método de agrupamento utilizado - 8 métodos ao total, e do tipo de distância (6 tipos) utilizada no cálculo da matriz de dissimilaridade - necessária para calcular a proposta da quantidade de *clusters*.

Na Figura 17 nota-se que a clusterização com 2 e 3 grupos são as mais recomendadas pela *NbClust()*, e a terceira melhor opção sugerida é a divisão em 14 grupos.

Figura 17 - Quantidade de grupos sugerido pela função *NbClust()*



Fonte: Autoria Própria (2023).

A realização da clusterização com a criação de somente 2 grupos não é interessante para essa pesquisa, pois, considerando que buscará evidências de engajamento estudantil posteriormente, essa quantidade de grupos poderia limitar a análise para caracterizar os estudantes apenas em engajados e não engajados. Por outro lado, a escolha de uma grande quantidade de grupos na clusterização pode acarretar na criação de grupos unitários ou bastante pequenos, e tais grupos têm mais chance de não apresentar características suficientes para conseguir representar indivíduos. Sendo assim, optou-se por realizar a clusterização com 3, 4 e 5 grupos, pois acreditou-se serem quantidades adequadas que contribuíram para essa pesquisa.

Em seguida, na tabela 7, são apresentadas as 3 clusterizações diferentes - cada uma dividindo os dados em 3, 4 e 5 grupos, respectivamente - com as 15 combinações das variáveis dos jogos (Tabela 6), totalizando 45 clusterizações utilizando o método K-means.

Tabela 7 - Distribuição dos estudantes em cada grupo das 45 clusterizações

Variável	Clusterização em 3 grupos			Clusterização em 4 grupos				Clusterização em 5 grupos				
	1°	2°	3°	1°	2°	3°	4°	1°	2°	3°	4°	5°
V+R+W+C	3	18	171	169	2	4	17	160	1	4	25	2
V+R+W	3	16	173	2	17	169	4	3	24	2	159	4
V+R+C	3	13	176	2	40	143	7	10	44	134	2	2
V+W+C	3	15	174	2	169	4	17	153	1	2	31	5
R+W+C	3	18	171	3	154	5	30	2	54	1	123	12
R+W	3	12	177	3	154	6	29	3	48	3	135	3
R+C	3	13	176	6	2	39	145	123	2	55	10	2
W+V	4	17	171	26	158	2	6	46	7	136	2	1
V+C	3	13	176	2	38	145	7	45	2	2	10	133
R+V	3	13	176	2	27	157	6	8	143	36	3	2
W+C	3	18	171	3	5	170	14	3	5	52	8	124
V	6	24	162	2	33	151	6	2	29	6	8	147
C	3	10	179	23	2	165	2	9	131	2	2	48
R	3	15	174	6	2	31	153	10	137	41	2	2
W	2	181	9	6	146	2	38	2	141	4	5	40

Fonte: Autoria própria (2023).

Para decidir com qual clusterização a análise se desenvolverá, optou-se por escolher uma clusterização que apresentassem grupos com um mínimo de robustez dos dados dos estudantes. Considerou-se robusta a clusterização em 3 grupos utilizando a variável visualização (V), porque os demais agrupamentos realizados criaram alguns grupos pequenos contendo entre 1 e 5 indivíduos (grupos com fundo cinza na Tabela 7), enquanto que a clusterização selecionada contém em seu menor grupo 6 indivíduos.

6.2.2 Perfis de engajamento

O tipo de engajamento a ser considerado nessa pesquisa foi o engajamento comportamental, pois, dado o contexto remoto e assíncrono da intervenção, a participação proativa e responsável do estudante são essenciais para o seu aprendizado, e tais aspectos estão associados a esse tipo de engajamento (Chiu, 2021). Além disso, os dados dos

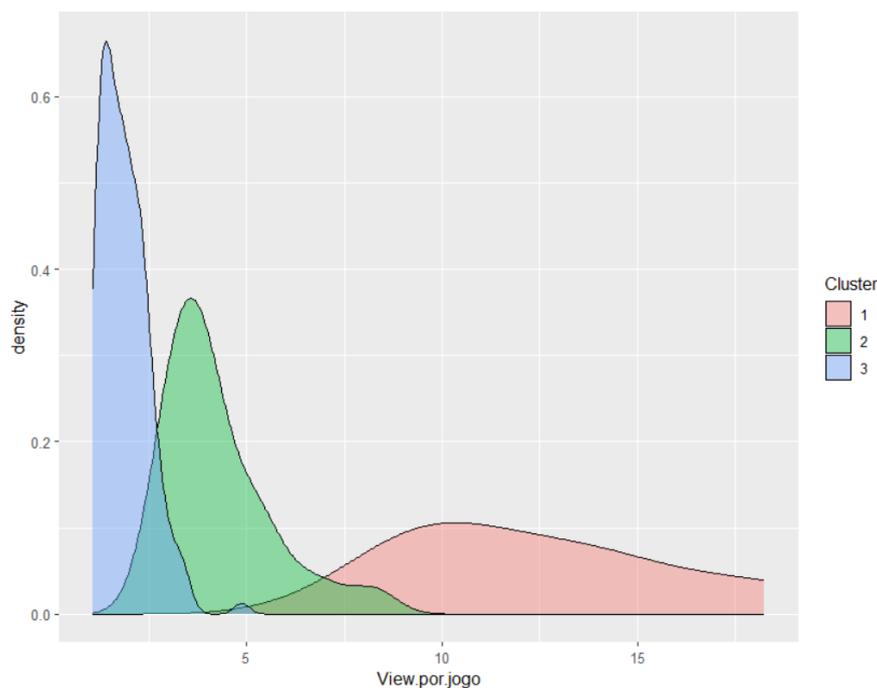
estudantes que estão disponíveis para o estudo, também, corroboram para a escolha desse tipo de engajamento para o estudo, uma vez que tratam-se de dados referentes às ações dos discentes dentro dos jogos da plataforma da Escribo Play, e esses dados apresentam características referente ao comportamento do estudante no jogo (O'Brien *et al.*, 2022).

Os dados presentes nesta pesquisa são especificamente sobre: a quantidade de acertos e erros dentro de cada jogo; a quantidade de visualizações do estudante sobre cada jogos, aspecto este que foi associado a tentativa do estudante de superar o jogo, pois uma visualização é registrada no momento em que o estudante inicia o jogo; e a quantidade de vezes que o estudante completou o jogo (completude).

Dado a natureza da intervenção realizada neste estudo, a evidência do engajamento estudantil está associada às ações do estudante no jogo, assim como identificado em pelo menos 60% dos trabalhos (Quadro 3) no mapeamento apresentado na seção 4, página 41. Dessa forma, considerando os dados disponíveis dos estudantes, o engajamento estudantil nesta pesquisa pode ser associado à quantidade de tentativas do estudante em superar o jogo, semelhante à abordagem de Chen; Law; Huang (2019).

Na Figura 18, pode-se observar a distribuição da taxa de visualizações por jogo (view.por.jogo) dos estudantes de cada um dos grupos criados pelo método K-means de clusterização.

Figura 18 - Taxa de visualizações por jogos dos estudantes por *cluster*.



Fonte: Autoria própria (2023).

O cluster 1 possui estudantes com taxas de visualização predominantemente maiores que as dos outros grupos, variando entre 9 e 15 visualizações (tentativas) por jogo. O segundo grupo apresenta um engajamento inferior aos estudantes do primeiro grupo, mas demonstraram mais participação que os alunos do cluster 3, pois, enquanto os estudantes apresentaram uma média de visualizações por jogo de 4.25, os educandos do terceiro grupo mostram uma média de 1.88 visualizações por jogo (Tabela 8).

Tabela 8 - Média de visualizações e completudes por jogo dos grupos

Cluster	Média de View por Jogo (Desvio padrão)	Média de Completude por Jogo (Desvio padrão)
1	12.5 (3.51)	7.34 (3.38)
2	4.25 (1.37)	2.48 (0.94)
3	1.88 (0.61)	1.37 (0.35)

Fonte: Autoria própria (2023).

Além da alta taxa de tentativas por jogo, o *cluster* 1 também apresenta uma alta taxa de completude por jogo na Tabela 8. O *cluster* 2 apresenta uma taxa de completude inferior ao do primeiro grupo, porém, superior à taxa do *cluster* 3. Dessa forma, categorizou-se o perfil de engajamento do *cluster* 1, 2 e 3 como grupo engajado, grupo “quase” engajado e grupo não engajado com base na taxa de visualização (tentativas) por jogo assim como em Chen, Law e Huang (2019).

Tabela 9 - Taxa de cada variável por indivíduos dos clusters

Jogo	Taxa por indivíduo											
	Cluster 1				Cluster 2				Cluster 3			
	V	C	A	E	V	C	A	E	V	C	A	E
comidasSaudaveis	8.00	3.67	36.50	5.17	4.33	2.71	26.40	3.29	1.62	1.28	11.90	1.22
formasEspaciais	17.80	10.50	233.00	177.00	6.54	2.54	66.70	50.20	3.60	1.87	44.30	35.10
formasGeometricas	23.20	14.80	312.00	63.30	6.50	3.62	76.20	20.10	2.85	1.79	38.30	8.65
frutasQuantidade	11.20	7.00	80.30	15.50	5.08	2.62	34.00	5.96	1.73	1.35	14.60	1.39
geometricasCotidiano	9.17	4.67	62.00	3.50	3.17	2.08	27.60	1.00	1.44	1.19	14.40	0.44
levarViagem	18.70	9.17	256.00	71.70	5.54	2.79	78.20	17.40	1.88	1.23	31.00	5.75
localizacao	10.70	6.83	98.30	43.80	3.96	2.33	31.00	6.21	1.82	1.40	17.80	3.03
nomesProprios	6.67	5.50	23.80	9.33	2.50	1.96	9.33	3.88	1.44	1.22	5.31	1.16
numeros1	25.00	15.50	222.00	75.00	6.67	3.46	56.90	20.40	2.43	1.54	23.40	5.91
numeros2	9.50	6.00	54.00	8.17	2.58	1.96	19.10	5.04	1.70	1.34	11.70	2.11
pequenoGrande	14.00	9.83	175.00	19.50	4.38	2.83	53.30	3.38	1.57	1.27	22.50	0.96
posicionamento	8.83	4.50	61.70	20.80	4.04	2.54	36.60	14.00	1.64	1.30	16.80	5.04
quantasLetras	7.00	4.17	47.80	32.50	2.88	2.00	16.50	5.46	1.46	1.22	9.20	2.97
quantidades	6.67	4.67	30.70	17.30	2.54	1.79	9.75	2.29	1.46	1.22	6.47	1.17
sequenciaNumerica	16.30	6.50	62.80	17.30	3.67	2.12	19.70	2.83	1.91	1.41	11.80	1.45

sequenciaQuantidades 7.00 4.17 30.30 19.30 3.62 2.25 14.80 7.38 1.56 1.33 6.76 1.63

Fonte: Aatoria própria (2023).

Na Tabela 9, pode-se visualizar a taxa de variável por indivíduo do *cluster* de todos os jogos para cada variável coletada dos estudantes. Em destaque estão os 4 maiores valores das variáveis encontradas em cada *cluster*. Percebe-se que os estudantes do grupo engajado apresentam taxas superiores aos demais grupos, ou seja, são mais ativos nos jogos que os estudantes dos outros grupos. Nota-se também que o grupo com “engajamento intermediário” apresenta taxas maiores que o grupo “não engajado”. Além disso, está em destaque na Tabela 9 que os jogos formasEspaciais, formasGeometricas, numeros1 e levarViagem que apresentam algumas das maiores taxas dentre os 16 jogos.

6.2.3 Diferenciação do desempenho escolar entre os grupos

Feita a clusterização, deu-se início ao processo de verificação do quão significativo é a diferença entre os desempenhos dos grupos e o grupo de controle. Para tal, foi utilizado o teste de Kruskal-Wallis (Vargha; Delaney, 1998), que permitiu comparar a variável referente ao ganho matemático geral do estudante na intervenção (*Gain_Math*) e as variáveis de ganho das habilidades matemáticas desenvolvidas ao longo da intervenção. As habilidades são aquelas extraídas de dois campos de experiências da BNCC, e nomeadas nesta pesquisa como H1, H2, H3, H4 e H5. A variável que representa o ganho em cada uma dessas habilidades pelos estudantes foi nomeada, respectivamente, como: GAIN_CONHECIMENTO, GAIN_ORDENACAO, GAIN_COMPARACAO, GAIN_POSICAO, e GAIN_FORMA. Os resultados do teste podem ser observados na Tabela 10.

Tabela 10 - Resultado do teste de Kruskal-Wallis

Variável de comparação	Teste do Qui-quadrado	Graus de liberdade	Valor-p
Gain_Math	9.081	3	0.0282
GAIN_CONHECIMENTO	19.221	3	0.0003
GAIN_ORDENACAO	5.767	3	0.1235
GAIN_COMPARACAO	13.175	3	0.0043
GAIN_POSICAO	9.526	3	0.0231
GAIN_FORMA	2.132	3	0.5456

Fonte: Aatoria própria (2023).

O teste de Kruskal-Wallis indica haver diferença estatisticamente significativa entre algum dos grupos quando o p-valor apresenta um valor menos ou igual a 0,05 para que se

tenha um resultado com 95% de confiança, no mínimo. Sendo assim, percebe-se que não houve diferença significativa apenas nas variáveis GAIN_ORDENACAO e GAIN_FORMA. Nas demais variáveis, o teste indicou haver diferença estatisticamente significativa. Entretanto, apenas com o teste de Kruskal-Wallis não é possível determinar quais são exatamente os pares de grupos que apresentam diferença entre si referente a essas variáveis utilizadas. Para tal, utilizou-se o teste de Dunn para localizar as diferenças identificadas pelo teste de Kruskal-Wallis.

O teste de Dunn foi realizado apenas com as variáveis que demonstraram a existência de diferença entre alguns grupos no teste de Kruskal-Wallis. Na Tabela 11 pode-se notar que a diferença encontra-se quando comparado o grupo 1 com os demais grupos.

Tabela 11 - Resultado do teste de Dunn

		Gain_Math	GAIN_CONHECIMENTO		GAIN_POSICAO		GAIN_COMPARACAO		
1° Cluster	2° Cluster	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	p-valor	
		ajustado	ajustado	ajustado	ajustado	ajustado	ajustado	ajustado	
1	2	0.006	0.039	0.001	0.002	0.003	0.020	0.010	0.063
1	3	0.003	0.021	0.001	0.001	0.004	0.024	0.008	0.051
1	Controle	0.006	0.038	0.001	0.002	0.006	0.041	0.002	0.011
2	3	0.888	1	0.875	1	0.517	1	0.735	1
2	Controle	0.558	1	0.421	1	0.282	1	0.599	1
3	Controle	0.314	1	0.026	0.154	0.359	1	0.043	0.259

Fonte: Autoria própria (2023).

Associando os resultados da Tabela 11, com os dados da Tabela 12, pode-se afirmar que o *cluster* 1 apresentam ganho inferior aos demais grupos nas variáveis *Gain_Math*, GAIN_CONHECIMENTO e GAIN_POSICAO, e o teste de Dunn, junto com o teste de Kruskal-Wallis, também garantem que o ganho do grupo 1 é inferior ao do grupo controle quanto a variável GAIN_COMPARACAO quando se observa, na Tabela 12, que o ganho do grupo 1 e controle foram -0.02 e 0.03, respectivamente.

Tabela 12 - Médias de cada grupo no pré e pós-testes

Geral	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.92	0.87	0.83	0.88	0.88	0.91	0.87	0.90
DP	0.06	0.05	0.13	0.08	0.08	0.04	0.08	0.08
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.05		0.05		0.03		0.02	

Conhecimento	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.95	0.90	0.88	0.91	0.90	0.92	0.92	0.93
DP	0.03	0.04	0.07	0.04	0.07	0.03	0.05	0.05
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.05		0.03		0.02		0.01	
Ordenação	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.92	0.91	0.88	0.91	0.91	0.93	0.95	0.96
DP	0.09	0.04	0.11	0.07	0.08	0.06	0.05	0.06
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.02		0.03		0.02		0.01	
Posição	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.95	0.92	0.86	0.91	0.93	0.95	0.94	0.96
DP	0.04	0.03	0.21	0.12	0.08	0.02	0.07	0.03
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.03		0.05		0.02		0.02	
Comparação	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.97	0.95	0.94	0.95	0.95	0.97	0.87	0.90
DP	0.02	0.02	0.04	0.03	0.03	0.01	0.09	0.08
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.02		0.02		0.02		0.03	
Formas	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3		Controle	
	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós	Pré	Pós
Média	0.92	0.89	0.85	0.89	0.90	0.92	0.88	0.90
DP	0.07	0.05	0.14	0.08	0.09	0.04	0.09	0.08
N	6	6	24	24	162	162	479	479
Ganho	-0.03		0.04		0.03		0.02	

Fonte: Autoria própria (2023).

Observando apenas as médias das habilidades (incluindo a média geral) na Tabela 12, nota-se que o grupo 2 demonstrou maior evolução entre os testes, pois o ganho geral e o ganho das habilidades deste grupo, exceto a habilidade “comparação”, apresentaram média superior aos demais grupos. A fim de aprofundar a investigação do desempenho dos estudantes, verificou-se a existência de diferença significativa entre as médias do pós-testes dos grupos da perspectiva das habilidades matemáticas avaliadas no teste. Para tal, será utilizado o teste de Dunn para identificar a existência, e simultaneamente, a localização exata da existência de diferença entre as médias do pós-teste.

É possível ver na Tabela 13 que a diferença entre o desempenho no pós-teste das habilidades dos estudantes do grupo de intervenção apresentaram diferença estatisticamente significativa com relação ao desempenho no pós-teste dos estudantes do grupo de controle. As habilidades que demonstraram maior diferença significativa no desempenho dos estudantes no pós-teste foram as habilidades de “ordenação”, “posição” e “comparação” quando comparados o cluster 2 com o grupo de controle, e as habilidades “ordenação”, “posição”, “comparação” e “formas” quanto a comparação entre o grupo 3 e o de controle.

Tabela 13 - Sintetização do teste de Dunn sobre cada habilidade no pós-teste

Habilidade	1º Cluster	2º Cluster	p-valor	p-valor ajustado	Significância
Conhecimento	2	Controle	0.001	0.004	**
Conhecimento	3	Controle	0.002	0.011	*
Ordenação / Posição	1	Controle	0.001	0.002	***
Ordenação / Posição / Comparação	2	Controle	0.001	0.001	****
Ordenação / Posição / Comparação / Forma	3	Controle	0.001	0.001	****
Comparação	1	Controle	0.004	0.002	*

Fonte: Autoria própria (2023).

Quanto aos conjuntos de habilidades que mostraram maior significância, a associação entre a identificação da diferença no desempenho das habilidades do *cluster 2* e o grupo de controle na Tabela 13 e as médias (Tabela 12) permite compreender que o grupo 2 demonstrou desempenho superior na habilidade “comparação”. Entretanto, o grupo de controle apresentou um desempenho maior que esse subgrupo da intervenção considerando as habilidades “posição” e “ordenação”.

Já observando o segundo conjunto dessas habilidades, que referem-se a comparação entre o *cluster 3* e o grupo de controle, ao observar-se as médias de cada habilidade no pós-teste (Tabela 12), pode-se notar que o grupo 3 teve um desempenho melhor que o grupo de controle nas habilidades “comparação” e “formas”, mas, nas habilidades “posição” e “ordenação” o grupo de controle obteve melhor desempenho.

O grupo 1, na habilidade “comparação”, mostrou diferença significativa em relação ao grupo de controle. Ao observar a média do *cluster 1* nessa habilidade, percebe-se que esses estudantes obtiveram um desempenho superior no pós-teste sobre os alunos do grupo de controle. As demais comparações presentes na Tabela 13, associadas as informações das

respectivas médias do desempenhos das habilidades dos estudantes no pós-teste, indicam que o grupo de controle teve melhor desempenho.

Vale salientar, com base na Tabela 14, que embora não tenha sido detectado ganho pelos resultados do pré e pós-testes por parte dos estudantes do grupo 1, os resultados desses estudantes no pós-teste podem ser considerados medianos, pois 41 estudantes dos demais grupos apresentaram pontuação geral menor que a dos alunos do cluster 1 variando entre 0.37 a 0.81. Na habilidade “conhecimento”, esses alunos superaram 12 estudantes. Superaram 22 alunos na pontuação das habilidades “ordenação” e “posição” no pós-teste. Já na habilidade “comparação”, os alunos engajados superaram 272 estudantes. E por fim, na habilidade “formas”, os alunos engajados superaram 49 jogadores.

Tabela 14 - Resultado do pós-teste geral e por habilidade dos indivíduos do cluster 1

Geral	Conhecimento	Ordenação	Posição	Comparação	Formas
0.8399	0.9149	0.8559	0.9084	0.9615	0.8252
0.8193	0.8511	0.8694	0.9014	0.9327	0.8641
0.8225	0.8298	0.8919	0.8873	0.9231	0.8447
0.8954	0.9149	0.9009	0.9437	0.9615	0.9223
0.9271	0.9362	0.9594	0.9296	0.9711	0.9417
0.9271	0.9362	0.9594	0.9577	0.9519	0.9417

Fonte: Autoria própria (2023).

Diante desses resultados de testes estatísticos e médias apresentadas, pode-se destacar as seguintes informações:

- O grupo 1 (engajado) apresentou média de ganho menor que os demais grupos no ganho geral e no ganho de todas as habilidades;
- O grupo 1 apresentou um desempenho mediano no geral e nas habilidades no pós-teste;
- O pós-teste indicou que os estudantes do grupo 1 obtiveram um desempenho superior ao grupo de controle na habilidade “comparação”.
- O grupo 2 (engajamento intermediário) demonstrou média de ganho superior aos demais grupos em todas as habilidades, exceto na habilidade “comparação”;
- Embora o grupo 2 não tenha apresentado um ganho melhor que o grupo de controle quanto a habilidade “comparação”, os estudantes do grupo 2 mostraram desempenho superior na habilidade “comparação” no pós-teste;

- O grupo 3 (não engajado), ao comparar com o grupo de controle, apresentou desempenho superior nas habilidades “comparação” e “formas” no pós-teste.

6.3 Cálculo do Tamanho do Efeito

O cálculo do tamanho do efeito é bastante relevante para pesquisadores educacionais (Richardson, 2011). Tal cálculo pode indicar a magnitude do efeito de determinada ação sobre um grupo ou processo, e na educação o tamanho do efeito sugere o impacto ou “efeito” de determinada intervenção sobre os estudantes, docentes ou sobre o processo de ensino e aprendizagem. Para exemplificar isso, tem-se a pesquisa de Barnett e Jung (2021), que investiga o efeito que o programa de melhoria educacional Abbott de Nova Jersey tem sobre os seus estudantes nas áreas de línguas, matemática e ciências. Nesse estudo o cálculo do tamanho de efeito é realizado buscando compreender o efeito desse programa sobre a aprendizagem dos estudantes considerando avaliações internas e externas. Em outro estudo, os pesquisadores Oudman, Van de Pol e Van Gog (2023) utilizam o cálculo do tamanho do efeito para indicar o quanto o diagnóstico dos professores sobre seus alunos é influenciado por eles mesmos, por dicas dos estudantes e por um exame diagnóstico da turma oferecido pelos pesquisadores.

Já nesta pesquisa realizou-se o cálculo do tamanho de efeito (ou *effect size*) dos *clusters* para verificar quais grupos apresentaram um efeito de aprendizagem significativo quanto às habilidades matemáticas sugestivamente promovidas pelos jogos digitais aplicados na intervenção pedagógica. Para isso, precisou-se de informações como médias, desvio padrão e quantidades de estudantes de cada *cluster* do grupo experimental que realizaram o pré e pós-testes, assim como as mesmas informações referente ao grupo de controle como um só grupo. Esses dados podem ser observados na Tabela 12.

Com base nesses resultados dos grupos na Tabela 12, pensa-se que essa intervenção também contribuiria com o processo de aprendizagem dos estudantes do grupo de controle, pois, mesmo sem participar do experimento, os estudantes desse grupo apresentaram ganhos positivos apenas com as aulas remotas ministradas durante o período de isolamento social por conta da Covid-19. Para fortalecer esse pensamento, calculou-se o tamanho do efeito para identificar os *cluster* que foram mais propícios ao efeito do experimento realizado.

Percebe-se, na Tabela 15, que os grupos 2 e 3 se destacam por apresentarem alguns tamanhos de efeito positivos.

Tabela 15 - Tamanho do efeito de cada grupo

	cluster 1	cluster 2	cluster 3	efeito geral
Ganho geral	-1,001	0,241	0	0
Conhecimento	-1,282	0,313	0,251	-0,103
Ordenação	-0,395	0,368	0,169	-0,12
Comparação	-0,557	-0,226	-0,126	-0,282
Posição	-0,658	0,39	-0,014	-0,104
Formas	-0,556	0,215	0	0

Fonte: Autoria própria (2023).

Exceto pela habilidade “comparação”, o *cluster 2* demonstrou tamanho de efeito superior aos dos outros grupos, e inclusive, maior que o efeito geral da intervenção nas demais variáveis. Embora bastante ativo na intervenção, os alunos do cluster 1 mostraram-se como um grupo sem preparo para o experimento realizado mediante os seus tamanhos de efeito, e isso deve ter se dado pelos resultados baixos nos testes. O *cluster 3*, que é o grupo com mais indivíduos, apresentou dois valores de tamanho de efeito positivos. Pode-se observar também que os grupos 2 e 3 não tiveram nenhum tamanho de efeito inferior ao efeito geral.

Pode-se afirmar, segundo Kraft (2020), que o tamanho do efeito da intervenção sobre o *cluster 2* pode ser categorizado como um efeito grande, pois, além de apresentar um tamanho de efeito superior a 0.2 em todas as variáveis de comparação (exceto na “comparação”), teve um tamanho de efeito 0.241 no ganho matemático geral. Com base nisso, percebe-se também que os valores do tamanho de efeito do grupo 3 demonstraram alguns tamanhos de efeito relevantes, com um tamanho de efeito grande para a variável “conhecimento”, e um tamanho de efeito médio para a variável “ordenação”.

Portanto, o grupo 2 mostrou-se o grupo mais apropriado para a aplicação da intervenção mediante o tamanho de efeito apresentado. O grupo 3 apresenta potencial para ser um grupo adequado para esse tipo de intervenção. O grupo 1 não conseguiu se beneficiar de nenhuma das habilidades trabalhadas na intervenção, uma vez que apresenta valores negativos no tamanhos de efeito das variáveis.

6.4 Predição de desempenho dos estudantes

Problemas associados ao desempenho dos estudantes são discutidos por autores desde o século passado até os dias de hoje (Da Silva; Pimentel; Botelho, 2022). Segundo Pereira *et al.* (2020) pesquisas têm buscado inferir o desempenho do discente com base no perfil desse

estudante para tentar diminuir sua dificuldade em certa disciplina ou diminuir o risco de evasão. Tal inferência pode ser feita por meio da elaboração de modelos de predição, e de acordo com Manhães e Cruz (2019) identificar o modelo mais adequado para a predição do desempenho dos estudantes é importante para solucionar esse problema no processo de aprendizagem.

Para a elaboração de um modelo de predição, inicialmente buscou-se identificar quais variáveis de quais jogos conseguiram melhor predizer o desempenho do estudante. Com esse fim, utilizou-se a regressão logística para tentar classificar o estudante. A regressão logística pede que se escolha a variável que será predita (variável independente) e as variáveis que o modelo usará no processo de predição (variáveis dependentes). À princípio, foi usado as variáveis associadas ao ganho dos estudantes na criação dos modelos, porém, esses modelos não conseguiram identificar quais comportamentos levaram os estudantes a obterem ganho positivo ao fim da intervenção. O motivo dos modelos não conseguirem fazer a identificação pretendida foi, possivelmente, devido ao fato dos valores das variáveis referentes ao ganho apresentarem valores inferiores a 0,1. Sendo assim, pensou-se nas variáveis independentes associadas ao resultado do pós-teste dos estudantes. Dessa forma, considerou-se essas quatro situações: estar acima da média no pós-teste; estar entre os 50% melhores no pós-teste; estar entre os 75% melhores; estar entre os 25% melhores.

Em seguida, para identificar as variáveis que melhor predizem o desempenho dos discente, foram ajustados modelos combinando cada uma das situações consideradas com um dos 4 aspectos dos 16 jogos da intervenção, dando um total de 16 combinações. Em seguida aplicou-se o método *stepwise* sobre os modelos para identificar as variáveis mais relevantes para cada modelo. Realizada essa identificação, reconstruiu-se os modelos apenas com as variáveis identificadas, e as combinações escolhidas (Tabela 16) foram as dos modelos que apresentaram a maior quantidade de variáveis significativas.

Tabela 16 - Combinação de variáveis escolhidas

Modelo		Odds	Modelo		Odds
VD	VI	Ratios	VD	VI	Ratios
	numeros1_C	1.52		numeros1_R	1.03
	pequenoGrande_C	0.7		pequenoGrande_R	0.97
acima da média no pós-teste	localizacao_C	0.74	acima da média no pós-teste	numeros2_R	0.96
	geometricasCotidiano_C	2.44		geometricasCotidiano_R	1.07
	levarViagem_C	0.75		levarViagem_R	0.99
	sequenciaQuantidade_C	0.54		sequenciaQuantidade_R	0.93

	posicionamento_C	0.61		posicionamento_R	0.97
	numeros2_V	0.66		numeros1_W	0.97
acima da média no pós-teste	geometricasCotidiano_V	1.96	Pertencente aos 50% melhores	formasGeometricas_W	1.06
	sequenciaQuantidades_V	0.74		numeros2_W	0.9
				quantidades_W	0.83
				quantasLetras_W	1.06
	posicionamento_V	0.71		posicionamento_W	0.96

Fonte: Autoria própria (2023)

As combinações (Tabela 16) foram escolhidas com base na quantidade de variáveis significativas. Pode-se ver na Tabela 16 o valor do *odds ratios* de cada jogo em cada situação esperada (variável dependente). Segundo Rumel (1986) é uma medida de associação entre o grupo experimental e o grupo de controle. Szumilas (2010) também diz que o *odds ratio* indica as chances de um resultado ocorrer mediante um evento específico em comparação com as chances do resultado ocorrer na ausência desse mesmo evento. Dessa forma, pode-se considerar que o *odds ratio* é a razão entre a chance de um evento ocorrer em um grupo (grupo experimental) e a chance de ocorrer em outro (grupo de controle). Por exemplo, no modelo que combinou “acima de média no pós-teste” e a completude de 7 jogos, o *odds ratios* da completude do jogo “geometricasCotidiano” indica que um aluno que completou esse jogo tem 2.44 vezes mais chance de ficar acima da média no pós-teste do que um aluno que não completou. As razões que se encontram em negrito são aquelas que foram significativas, ou seja, apresentaram p-valor menor que 0.05.

Para a realização da predição do desempenho dos estudantes com base nos dados da intervenção, utilizaram-se 4 algoritmos de classificação com as 4 combinações escolhidas na Tabela 16, totalizando 16 modelos de predição. De cada um desses modelos foram extraídas as métricas utilizadas para avaliar os modelos. Essas métricas são: Acurácia, *Kappa*, *Recall* e Precisão. Pode-se ver os valores das métricas de cada modelo na Tabela 17.

Tabela 17 - Valores das métricas de cada modelo

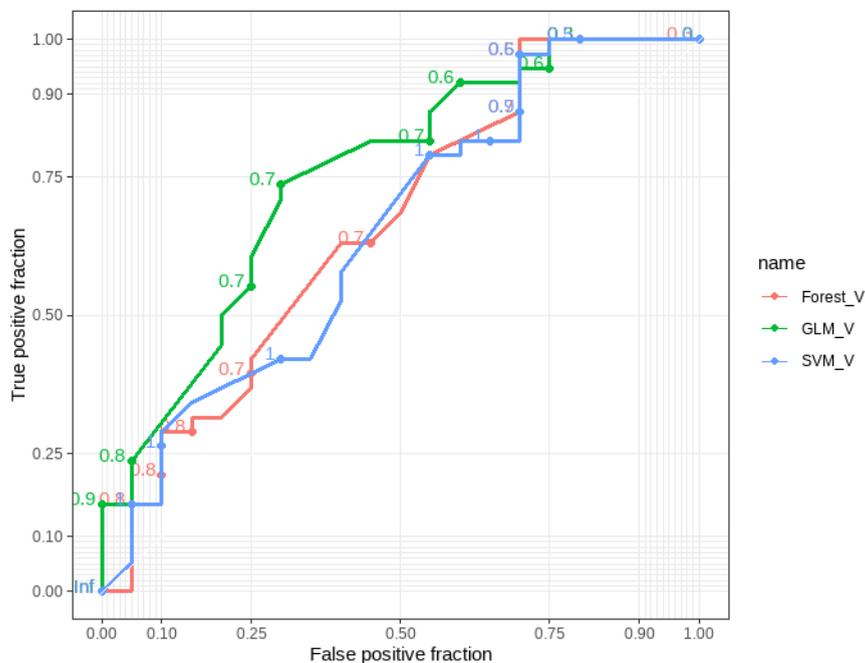
Modelo	Variável dependente	Variável dos jogos (Quantidade)	Kappa	Acurácia	Precisão	Recall
Regressão Logística (GLM)	Acima da média no pós-teste	Completudes (7)	0.3596	0.7586	0.3000	1.000
		Acertos (7)	0.3040	0.7414	0.2500	1.000
		Visualizações (4)	0.3040	0.7414	0.2500	1.000
	Pontuação dos 50% melhores no pós-teste	Erros (6)	0.1148	0.5690	0.3704	0.556
XGBoost	Acima da média no pós-teste	Completudes (7)	0.0177	0.6034	0.6596	0.8158
		Acertos (7)	0.2095	0.6724	0.7111	0.8421
		Visualizações (4)	0.1767	0.6897	0.6923	0.9474

	Pontuação dos 50% melhores no pós-teste	Erros (6)	-0.0923	0.4655	0.5000	0.6130
SVM	Acima da média no pós-teste	Completudes (7)	-0.0340	0.6379	0.6491	0.9737
		Acertos (7)	-0.0340	0.6379	0.6491	0.9737
		Visualizações (4)	0.3040	0.7414	0.7170	1.000
	Pontuação dos 50% melhores no pós-teste	Erros (6)	-0.0649	0.4828	0.5122	0.6774
Random Forest	Acima da média no pós-teste	Completudes (7)	0.1431	0.6724	0.6863	0.9211
		Acertos (7)	0.3235	0.7414	0.7255	0.9737
		Visualizações (4)	0.3596	0.7586	0.7308	1.0000
	Pontuação dos 50% melhores no pós-teste	Erros (6)	-0.1248	0.4483	0.4865	0.5806

Fonte: Autoria própria (2023)

Na Tabela 17, pode-se ver em negrito os maiores valores de cada métrica em cada modelo. As combinações que se destacam são: GLM com “acima da média” + “completudes”; SVM com “acima da média” + “visualizações”; *Random Forest* com “acima da média” + “visualizações”. Pode-se perceber nesses modelos em destaque que todos eles apresentam os maiores valores das métricas em questão. Ao comparar esses três modelos, o que aparenta ter melhor desempenho de predição é o modelo Random Forest, porque tal modelo apresenta métricas com valores superiores aos outros três modelos.

Figura 19 - Gráfico da curva ROC dos modelos



Fonte: Autoria própria (2023)

Pode-se observar o gráfico da curva ROC dos modelos na Figura 19. A partir da curva ROC, pode-se considerar o melhor modelo aquele que apresenta a linha de sua curva ROC

acima dos demais modelos. Além disso, para visualizar essa altura, recomenda-se calcular a área sob cada curva ROC, e, conseqüentemente, a maior área está associada ao melhor modelo. Os valores do cálculo dessa área para cada modelo foi: *Random Forest* = 0.66; GLM = 0.75; SVM = 0.65. Então, pelo cálculo da curva ROC, o resultado sugere o modelo GLM como o melhor modelo.

6.5 Discussões e Implicações Educacionais

Houve a realização de dois experimentos nesta pesquisa. O primeiro envolveu a clusterização dos estudantes que buscou identificar perfis de engajamento dos estudantes que participaram do grupo experimental, assim como a análise do comportamento desses grupos durante a realização da intervenção. O segundo experimento referiu-se à predição do desempenho dos estudantes, onde procurou-se visualizar quais aspectos de quais jogos influenciaram mais no desempenho dos estudantes na realização do pós-teste. Discute-se as implicações educacionais de cada um dessas etapas de análise a seguir.

6.5.1 Identificação dos perfis de engajamento

Este experimento ocorreu por meio do processo de clusterização dos dados de estudantes coletados durante a execução dos 16 jogos da intervenção e dos jogos de pré e pós-testes. Primeiro realizou-se o processo de clusterização dos estudantes com base no comportamento semelhante quanto ao aspecto “visualização” (tentativa) dos jogos, pois essa foi a variável que apresentou melhor distribuição intercluster, sem *clusters* unitários e com o maior dos menores clusters apresentados pelo método K-means (Tabela 7).

Dado o contexto em que a intervenção se deu, no qual os estudantes realizaram os testes e jogos de maneira remota e assíncrona devido ao isolamento social causado pela COVID-19, a sua aprendizagem dependeria bastante do seu investimento pessoal de tempo no aplicativo, e esse fato está associado ao engajamento, segundo O’Brien *et al.* (2022). Os dados referentes aos estudantes disponíveis para análise foram aspectos comportamentais dos alunos dentro dos jogos, e dentre eles está a “visualização” do jogo que está associado ao engajamento do indivíduo (O’Brien *et al.*, 2022).

O engajamento comportamental, de acordo com Bergdahl (2022), está associado a proatividade do discente na utilização de tecnologias digitais para auxiliar o seu processo de aprendizagem. Dessa forma, considerou-se o tipo de engajamento a ser analisado o comportamental, pois esse tipo de engajamento, além de poder ser associado a participação

do estudante na atividade de aprendizagem (Chiu, 2021), a participação do discente dentro do jogo nessa intervenção foi essencial para visualizar e compreender o seu processo de aprendizagem.

A Tabela 9 possibilitou a visualização de como se deu a participação dos estudantes do grupo engajado, do grupo com “engajamento intermediário” e do grupo “não engajado”. Pode-se rotular o grupo 1 como engajado, pois a sua participação na realização dos jogos supera consideravelmente os outros dois grupos, e esse é um aspecto relacionado ao engajamento (Chiu, 2021; Silvícola *et al.*, 2021). O grupo 2 foi categorizado como de “engajamento intermediário” porque a taxa de visualização dos estudantes desse grupo supera em duas vezes ou mais a taxa do grupo 3.

Ainda na Tabela 9, há o destaque a 4 jogos: “formasEspaciais”, “formasGeometricas”, “numeros1” e “levarViagem”. Esses jogos apresentam algumas das maiores taxas quando comparados aos demais jogos. Em todos os grupos os jogos “numeros1” e “formasGeometricas” apresentam as maiores taxas de visualização e completude por estudante. O valor do “formasGeometricas” pode estar associados ao fato do jogo ter sido o segundo a ser disponibilizado aos estudantes, porém os jogos “formasEspaciais” e “levarViagem” apresentam taxa próximas e foram os 15º e 11º jogos liberados, respectivamente. O jogo “numeros1” pode estar apresentando taxas altas por ter sido o primeiro a ser disponibilizado e pelo fato do jogo ser fácil para os estudantes, pois o jogo “numeros2” é bastante semelhante e não apresenta taxas altas como o primeiro, logo o segundo jogo não chamou atenção dos alunos por ser uma repetição do primeiro.

Olhando para os “formasGeometricas”, “formasEspaciais” e “levarViagem”, além da alta taxa de visualização, chama a atenção as altas taxas de acertos e erros quando comparados com os demais jogos. Isso pode estar associado ao grau de engajamento dos estudantes se associamos essas altas taxas ao esforço deles em resolver o jogo. Então mesmo, que em graus diferentes, ao jogar esses jogos, os estudantes de diferentes grupos se engajaram mais do que em outros jogos.

As altas taxas das variáveis por estudante de cada grupo ocorreram para os jogos que trabalham as habilidades referentes a formas geométricas (H5), a classificar objetos a partir de suas semelhanças e diferenças (EI03ET05) e a classificar as formas apresentadas como sólido ou plano e associá-la ao seu nome (EI02ET05). Dessa forma, pode-se compreender que tais habilidades do campo de experiências “Espaços, tempos, quantidades, relações e transformações” conseguiram ser mais trabalhadas durante a intervenção. Entretanto, acredita-se que a habilidade EI03ET05 não foi bem desenvolvida porque os estudantes

apresentaram bastante dificuldade ou desinteresse no jogo “geometricasCotidiano”. Sobre esse ponto, pensa-se que a razão poderia ser o fato de para eles era mais fácil associar uma forma geométrica a ela mesma do que a um objeto do cotidiano.

O jogo levarViagem também apresentou algumas taxas altas, levando a considerar que houve um bom desenvolvimento da habilidade de comparação (H3) e da habilidade de comparar objetos com base em suas propriedades. Quanto ao motivo das altas taxas desse jogo, pode-se associá-las ao fato de esse ser o jogo com mais fases diferentes, pois, enquanto que a maior parte dos jogos se trata de jogos de tiro ao alvo ou selecionar a alternativa, esse jogo apresenta 5 fases dentre as atividades que ela propõe, tem-se: montar um origami; jogo do tipo “jogo dos sete erros”; arrastar uma ovelha específica para o cercado; e vestir uma pessoa de acordo com a profissão informada.

6.5.2 Avaliando o desempenho do estudante

Observando mais especificamente o desempenho nos testes da intervenção, na Tabela 12, pode-se observar, através das médias, que o ganho (ou a diferença entre o pós e o pré-teste) de alguns clusters, além de positivos, se sobressaem em relação ao grupo de controle. Percebe-se que o cluster 2 e 3 obtiveram ganhos positivos em todas as habilidades e no geral. O cluster 2 supera o grupo de controle no ganho de todas as habilidades, exceto na habilidade comparação. O cluster 3 também demonstrou ganhos superiores aos do grupo de controle, exceto pela habilidade comparação e posição. O cluster 1, o grupo dos alunos engajados não apresentaram ganhos positivos.

Sobre as habilidades educativas que apresentaram melhor rendimento, pela análise estatística do jogo diagnóstico nos dois momentos de sua aplicação, as habilidades que apresentaram melhor ganho foram a habilidade “posição” e “formas”, nessa ordem. A habilidade posição indicou um ganho de 0.05 para o grupo “quase engajado” e 0.02 para o grupo “não engajado”. Comparando com trabalhos de Da Silva *et al.* (2022) e López-Fernández *et al.* (2023), os ganhos mencionados são considerados baixo aos encontrados pelos autores que variavam entre 0.1 e 0.2, porém destaca-se que nos trabalhos mencionados não se avalia a realização do pré e pós-teste levando em consideração a quantidade de tentativas para o estudante finalizar o teste. De acordo com os resultados encontrados em López-Fernández *et al.* (2023), pode-se considerar os jogos que abordaram as habilidades de “posição” e “formas” como contribuintes para a aprendizagem dos alunos

quase-engajados sobre essas habilidades, pois apresentaram tamanhos de efeito 0.39 e 0.21 respectivamente.

Os jogos associados a essa habilidade são “localizacao” e “posicionamento”. Tais jogos não estão entre os jogos que mais engajaram os estudantes, porém também não se classificam como os jogos com as taxas mais baixas de visualização e completude. Além disso, o tamanho de efeito do ganho do grupo com “engajamento intermediário” associado a habilidade “posição” demonstra que esse grupo se beneficiou da intervenção quanto ao desenvolvimento dessa habilidade, pois apresentou tamanho de efeito grande de 0.39 assim como em Da Silva *et al.* (2022) e López-Fernández *et al.* (2023) que apresentaram tamanhos de efeito superiores a 0.3.

A Tabela 12, que apresenta a média de cada grupo no pré e pós-testes, demonstrando que o grupo com “engajamento intermediário” e o “não engajado” apresentaram ganhos superiores ao grupo de controle. O resultado do cálculo do tamanho do efeito (Tabela 15) corrobora com essa informação quanto ao grupo com “engajamento intermediário”, que apresentou um tamanho de efeito grande de 0.215, indicando que a intervenção contribuiu para a sua aprendizagem tratando-se da habilidade “formas”. Os jogos associados a essa habilidade são: “formasGeometricas”, “geometricasCotidiano” e “formasEspaciais”. “formasGeometricas” e “formasEspaciais” estão entre os jogos que mais engajaram os estudantes durante a intervenção. Então, analisando o desenvolvimento da habilidade “formas”, este estudo apresenta que o engajamento encontra-se, de alguma forma, relacionado com o desempenho dos estudantes, como mencionado por Dubovi (2022) e destacado por Chiu (2021).

Analisando a pontuação dos pós-testes dos estudantes (Tabela 12), percebemos que, embora o *cluster* 1 não tenha apresentado ganhos positivos, mas eles, ainda sim, obtiveram uma pontuação superior ao grupo de controle na habilidade comparação no pós-teste, assim como os outros dois *clusters*. Chama atenção o fato de o grupo engajado não ter tido os melhores resultados no pós-teste, pois esperava-se um resultado parecido com aqueles encontrados nos artigos destacados na seção 4.2.5. Pensa-se que tenha sido um caso de autorregulação ou algum outro problema que tenha vindo a acontecer no momento do pós-teste.

Apesar da situação do grupo 1, a intervenção aparentou ser benéfica para os grupos 2 e 3 visto que apresentaram a maior parte dos ganhos positivos e bons resultados no pós-teste. Pode-se notar também na Tabela 15 que o *cluster* 2 apresentou efeitos superiores ao efeito geral, assim como em da Silva *et al.* (2022), e aos demais grupos, exceto pelo efeito sobre a

habilidade “comparação” que foi inferior ao *cluster* 3. Destaca-se também que o tamanho de efeito geral e de todas as habilidades, exceto “comparação”, do *cluster* 2 foram pelo menos duas vezes maior que o efeito geral. Logo, mediante os números, a intervenção contribuiu para os estudantes dos *clusters* 2 e 3, ou seja, para 96.9% dos estudantes que participaram da intervenção levando em consideração os seus tamanhos de efeito, ganhos e desempenhos nos testes.

Destacando o contexto em que a intervenção se deu, a experiência poderia apresentar alguma melhora se houvesse um auxiliar educacional que orientasse os estudantes durante a realização dos jogos de forma virtual. Para identificar de forma mais precisa o engajamento do estudante poderia ser solicitado uma breve avaliação do jogo que acabou de ser jogado, além de ser registrado a quantidade de tempo que o mesmo passou naquele jogo.

6.5.3 Modelagem para predição de desempenho

Neste segundo experimento, foram criados modelos com o intuito de predizer o desempenho dos alunos no pós-teste e de identificar quais aspectos (acertos, erros, visualizações ou completudes) de quais jogos influenciaram mais no desempenho dos alunos no pós-teste durante a intervenção. Para isso, escolheu-se 4 algoritmos de classificação e avaliou-se as métricas kappa (Manhães; Cruz, 2019), acurácia, precisão e *recall* (Neto; Vasconcelos; Zanchettin, 2021) para escolher qual chegou mais perto de alcançar o objetivo desejado.

Inicialmente, criou-se modelos de regressão logística usando um total de 16 combinações entre situações possível do resultado do estudante no pós-teste (acima da média, acima da mediana, acima do 3º quartil, e acima do 1º quartil) e as variáveis dos jogos (acertos, erros, visualizações e completudes) para identificar as possíveis melhores combinações através da função *stepwise*. Após isso, combinou-se cada uma das situações com os aspectos dos jogos que apresentaram o *odds ratio* significativo (Tabela 16). O *odds ratio* significativo indica que os alunos que realizaram aquela ação (acerto, erro, visualização ou completude) de determinado jogo tem mais chance de se encontrar na situação de pós-teste em consideração do que os alunos que não realizaram.

Os modelos de classificação foram aplicados sobre as combinações encontradas na etapa anterior (Tabela 16) e os resultados das métricas de cada modelo pode ser visualizada na Tabela 17. Pode-se perceber que a variável “visualização” está presente em 2 dos três modelos com as melhores métricas. Isso mostra que a variável “visualização” tem bastante

influência na intervenção pois foi a variável que apresentou melhor clusterização no experimento anterior.

O modelo com melhores métricas foi o Random Forest com a combinação entre o estudante estar acima da média no pós-teste e a visualização dos jogos “numeros2”, “geometricasCotidiano”, “sequenciaQuantidades” e “posicionamento”. Tal modelo apresentou as seguintes métricas: $kappa = 0.3596$, $acurácia = 0.7586$, $precisão = 0.7308$ e $recall = 1.0000$. Esse valor de $kappa$ indica que o modelo apresenta uma concordância fraca, mas boa, entre as previsões (Fleiss; Cohen, 1973). A $acurácia$ do modelo afirma que houve um acerto de 75.86% das previsões feitas. A métrica $precisão$ diz que das previsões positivas, 73.08% estavam corretas. Por fim, a $recall$ está indicando que todas as previsões positivas foram preditas como positivas. E mais ainda, esse modelo indica que os estudantes com mais tentativas nos jogos “numeros2”, “geometricasCotidiano”, “sequenciaQuantidades” e “posicionamento” tem mais chance de estar acima da média no pós-teste. Mediante isso, pode-se afirmar que a repetição da realização desses jogos influencia no desempenho dos estudantes no pós-teste. Tal descoberta é relevante pois é importante o entendimento dos fatores que ajudam os estudantes a alcançarem notas maiores (Pereira *et al.*, 2020).

No tópico 6.5.1 pontuou-se que o jogo “numeros1” apresentou altas taxas de visualização e completude e essas taxas estavam associadas ao fato desse jogo ter sido o primeiro jogo a ser disponibilizado para os estudantes do grupo experimental jogarem. O que reforça ainda mais essa informação sobre o jogo “numeros1” são as taxas de acertos, erros, visualizações e completudes do jogo “numeros2”, que apresentam valores baixos e esse jogo é bastante semelhante ao “numeros1”. Porém, o modelo indica que os jogadores que jogarem mais o “numeros2” tem mais chance de ficar acima da média do pós-teste, logo, o modelo sugere que o jogo “numeros1” poderia ser retirado, e assim acredita-se que o “numeros2” ganharia mais espaço e contribuiria mais para a intervenção. Essa fato mencionado é um exemplo de informação essencial para um possível melhoramento futuro da seleção de jogos do aplicativo da Escribo Play, aspecto também pontuado por Rodrigues, Medeiros e Gomes (2013) sobre a análise de modelos.

O modelo sugere que jogar o jogo “geometricasCotidiano” aumenta as chances de o estudante estar acima da média no jogo diagnóstico do pós-teste. Porém, o tópico 6.5.1 indica que as taxas do jogo “geometricasCotidiano” são baixas, e um possível motivo seria a dificuldade dos estudante em desenvolver a habilidade da BNCC ET03ET05, onde eles tem que associar o formato de um objeto ao formato de uma figura geométrica. Considerou-se essa dificuldade em decorrência de que o uso de jogos e brincadeiras sobre geometria aliados

aos materiais concretos é essencial para o processo de aprendizagem de geometria na infância (Araújo; Zogaib, 2021). Dessa forma, o modelo mais essas informações sobre a dificuldade dos estudantes sugere que o jogo “geometricasCotidiano” sofresse algum tipo de adaptação que auxiliasse os estudantes na associação entre o objeto cotidiano e a figura geométrica, por exemplo, ao pedir para ele associar um dos objetos ao círculo, apresentar o desenho do círculo em algum lugar da tela para ele lembrar o formato que se deseja comparar.

O jogo “sequenciaQuantidades” também foi sugerido como um jogo que influencia na situação do desempenho do estudante. Entretanto, os valores das taxas dos aspectos comportamentais dos estudante nesse jogo são baixos. O motivo pode ser que esse jogo acabe se caracterizando como difícil para os estudantes. E a razão dessa dificuldade pode ser o fato desse jogo ser o único em que não possui um enunciado escrito, visto que o enunciado é importante na apresentação de um problema ou desafio (Ortega; Pecharromán; Sosa, 2011). Além disso, esse jogo possui apenas duas fases, e esse pode ser um aspecto para fazer os estudante perderem o interesse de jogar novamente esse jogo, pois no tópico anterior, pode-se perceber que os jogos que os estudantes mais se engajaram apresentavam pelo menos 3 fases diferentes. Portanto, uma sugestão de alteração para esse jogo seria a inserção de um enunciado escrito e a adição de mais fases diferentes ao jogo para assim engajar mais os alunos que utilizarem esse jogo e, conseqüentemente, esse jogo pode contribuir mais para aprendizagem do estudante (Bond, 2020).

O jogo “posicionamento” não apresenta taxas tão baixas, mas não se enquadra como um dos jogos que mais engajaram os estudantes. O modelo indica que ele também influencia no desempenho dos alunos no jogo diagnóstico pós-teste. Como já destacado, o fato de um jogo apresentar mais fases diferentes influenciou no quanto ele conseguiu engajar os estudantes nessa intervenção, então o jogo “posicionamento” poderia apresentar o jogo “localizacao” como uma fase, e o jogo “pequenoGrande” poderia ser adaptado e se tornar uma fase do jogo “posicionamento”. A adaptação no jogo “pequenoGrande” poderia ser uma atividade onde o estudante deve diferenciar o tamanho entre figuras do mesmo animal. E assim, essas adaptações tornaram o jogo “posicionamento” um jogo com mais fases, e assim o engajamento dos estudantes sobre esse jogo poderia ser maior, e conseqüentemente, a sua contribuição para o desempenho do estudante no pós-teste.

Por fim, tem-se que o modelo escolhido é interessante para a esse tipo de intervenção visto que, com mais de 73% de precisão, a quantidade de estudantes que ditos como “acima da média” de maneira equivocada não é tão grande, e esse valor de precisão está próximo das taxas que trabalhos com modelos de predição do desempenho dos estudantes apresentam (Da

Silva; Pimentel; Botelho, 2022). Porém, para melhorar esse modelo precisaria-se de mais participantes válidos (que realizaram o pré e pós-teste), pois uma amostra de mais de 5000 indivíduos foi reduzida a 671. O motivo dessa diminuição pode ter sido por problemas técnicos ou problemas de orientação do estudante que se encontrava numa situação de educação remota. Também, a captura de dados de mais variáveis comportamentais dos estudantes durante a intervenção, como tempo gasto em cada jogo, pode contribuir mais para a compreensão do processo de aprendizagem do estudante (Da Silva; Pimentel; Botelho, 2022) e para compreensão do engajamento estudantil.

7 Considerações Finais

Com esta pesquisa buscamos contribuir para a literatura sobre a identificação e mensuração do engajamento estudantil numa abordagem de ABJD com a utilização de 16 jogos matemáticos (mais o jogo diagnóstico) para dispositivos móveis num contexto de educação remota. Tal contribuição se deu por meio de dois experimentos realizados neste estudo randomizado controlado, foram eles: a modelagem de padrões comportamentais para a identificação de engajamento estudantil; e o desenvolvimento de um método para predição de desempenho dos estudantes na utilização de jogos digitais educacionais. O primeiro experimento foi realizado utilizando a análise de cluster e o método K-means, e o segundo experimento ocorreu através da criação de modelos usando os seguintes métodos de classificação: regressão logística, XGBoost, SVM e random forest. Tais experimentos foram feitos sobre os dados de 671 estudantes do 6º ano, 192 participaram da intervenção e 479 faziam parte do grupo de controle.

O tipo de engajamento identificado e mensurado nesta pesquisa foi o comportamental, pois o contexto em que a intervenção se deu e os dados obtidos a partir da teoria de aprendizagem implementada proporcionaram a investigação sobre esse tipo de engajamento. Dois aspectos fomentam a conclusão anterior. O primeiro é que no contexto remoto e assíncrono em que a intervenção se deu, a participação proativa e responsável do estudante eram essenciais para o seu aprendizado e, de acordo com Chiu (2021), essas características remetem ao engajamento comportamental. O segundo aspecto é o fato de que os dados oriundos da intervenção são referentes às ações do estudante dentro dos jogos, e a natureza desses dados estão associados ao comportamento desses estudantes na realização do jogo (O'Brien *et al.*, 2022).

A evidência de engajamento identificada neste estudo foi a quantidade de tentativas ou vezes em que o aluno tentou completar o jogo, assim como identificado no trabalho de Chen, Law e Huang (2019). Esse índice está associado à quantidade de visualizações em cada um dos jogos da intervenção. O atributo “visualizações”, e apenas ele, foi o que proporcionou a melhor distribuição dos estudantes em cluster. A partir disso foi possível identificar o grupo engajado, “quase engajado” e o “não engajado”. O grupo que mais se beneficiou da intervenção foi o grupo “quase engajado” que apenas não apresentou construção de aprendizagem superior ao grupo “não engajado” na habilidade “comparação”, porém, nas

demais habilidades e da perspectiva da intervenção como um todo, o grupo com “engajamento intermediário” mostrou resultados positivos superiores.

Os estudantes do grupo engajado acabaram não apresentando os resultados esperados. Os resultados deles foram classificados como medianos, pois apresentaram pontuações no aspecto geral do pós-teste num intervalo de 0.81 a 0.93, sendo que a pontuação máxima era 1.00 e houve registro de estudantes apresentarem pontuações entre 0.3 a 0.6 no grupo de controle. Destaca-se, também, o intervalo de pontuação do grupo engajado quanto a habilidade “comparação”, pois se apresenta num intervalo de 0.92 a 0.97. Pensa-se que vários fatores podem ter afetado o desempenho dos estudantes do grupo engajado no pós-teste. Como o público dessa intervenção tratava-se de crianças de 6 anos de idade, talvez a falta de orientação durante a realização do jogo diagnóstico pode ter influenciado em seu desempenho, assim como algum outro fator externo pode ter afetado sua concentração no momento do pós-teste.

A partir da análise das taxas de visualização, completude, acertos e erros de cada jogo pelo quantitativo de indivíduos de cada *cluster*, pode ser observado quais jogos conseguiram engajar mais os estudantes, mesmo que em graus de engajamento diferentes. Os jogos que mais conseguiram engajar os estudantes de cada *cluster* foram os jogos “formasGeometricas”, “formasEspaciais” e “levarViagem”. Acredita-se que o aspecto em comum desses jogos que levou a isso foi o fato desses jogos apresentarem mais fases diferentes que os demais jogos.

Já quanto a limitação desta pesquisa, pontua-se a quantidade de indivíduos válidos para a intervenção e a avaliação de professores quanto as informações obtidas pelas análises. A quantidade de indivíduos participantes dessa intervenção não é ruim, pois, pode-se observar na Tabela 3 do tópico 4.2 que mais de 60% dos trabalhos abordados no mapeamento tinham um tamanho de amostra superior a 61 indivíduos. Porém, pensa-se que se uma parte maior de estudantes tivessem realizado o jogo diagnóstico nos dois momentos, o resultados poderiam ser mais precisos. Quanto a avaliação dos professores, seria necessário essa etapa para uma avaliação da aceitação das informações e do processo para os professores.

No que tange o desempenho de aprendizagem dos estudantes, o método de predição desenvolvido e selecionado como mais apto para ABJD (em dispositivos móveis) num contexto de ensino remoto e assíncrono foi o random forest combinando a variável dependente “estar acima da média no pós-teste” associada a quantidade de tentativas (visualizações) nos jogos “numeros2”, “geometricasCotidiano”, “sequenciaQuantidades” e “posicionamento”. Este modelo indica que os estudante com mais tentativas nesses quatro

jogos tem mais chance de estar acima da média no pós-teste. Dessa forma, sugere-se adaptações nesses jogos que os façam engajar mais os estudantes, seja adicionando mais fases ou unindo jogos com habilidades semelhantes a eles.

Por meio deste estudo foi possível modelar o comportamento de estudantes num contexto remoto e assíncrono de aprendizagem para identificar perfis de engajamento, além de prever o desempenho desses estudantes no jogo diagnóstico no momento de pós-intervenção. E isso foi possível com a utilização de técnicas e ferramentas de GLA sobre os dados desses estudantes capturados durante a realização dos jogos. Isso mostra também que com essas informações, obtidas com essa solução de GLA, é possível replanejar a execução de uma intervenção desse tipo buscando engajar mais os estudantes e melhorar seu desempenho num contexto remoto.

Tratando-se sobre trabalhos futuros, pensa-se em aplicar esse tipo de solução de GLA num contexto de sala de aula comum, com o intuito de verificar se os resultados que colaboram com os obtidos neste estudo. Além disso, em próximos trabalhos, seria interessante que a intervenção passasse por um processo de replanejamento/modificação e, em seguida, reaplicação. Nessa última proposta de trabalho futuro, após a aplicação da intervenção adaptada, seria possível verificar se as mudanças sugeridas e interpretadas a partir do método apresentado nesta dissertação contribuíram para o engajamento e aprendizagem dos estudantes.

8 Produção acadêmica originadas deste estudo

Nesta seção apresentamos os artigos científicos produzidos a partir dessa pesquisa, além de produções originadas de estudos realizados durante o mestrado. Considerou-se as produções que contribuíram diretamente para a construção dessa dissertação, assim como aquelas advindas de estudos oferecidos pelo programa de pós-graduação que, de alguma forma, veio tanto auxiliar no desenvolvimento da escrita acadêmica, como na apropriação de ferramentas utilizadas na análise dessa pesquisa.

O mapeamento sistemático gerou o artigo intitulado *An overview of Game-based learning studies and their relationship to student engagement* que foi submetido a Revista Novas Tecnologias na Educação - RENOTE que é uma revista Qualis A4, no dia 18 de abril de 2023 e aceito no dia 28 de junho de 2023. O artigo será publicado em inglês e em sua versão completa.

Os artigos com os títulos provisórios “Um método para modelagem de perfis de engajamento em jogos educativos num contexto remoto” e “Predizendo o desempenho de estudantes na utilização de uma plataforma de jogos num contexto remoto” estão associados aos resultados da identificação de perfis de engajamento realizados no tópico 6.2 e 6.3 e à criação do modelo de predição presente no tópico 6.4, respectivamente. Ambos os artigos se encontram nos processos de finalização, revisão e submissão.

Por fim, tem-se o artigo de título “A relação entre nível socioeconômico e proficiência em matemática de estudantes pernambucanos do 9º ano através da Mineração de Dados Educacionais” que foi publicado no periódico Amazônia - Revista de Educação em Ciências e Matemática, que possui Qualis A2, em 2022. Este artigo foi advindo da disciplina de “Ciência de Dados Educacionais” ofertada pelo programa de pós-graduação em dezembro/2021. O desenvolvimento desse artigo auxiliou nos estudos da ferramenta RStudio para a realização da análise exploratória realizada no tópico 6.1 e dos processos de GLA ocorridos do tópico 6.2 ao 6.5.

Referências

- ADEJO, O. W.; CONNOLLY, T. Predicting student academic performance using multi-model heterogeneous ensemble approach. **Journal of Applied Research in Higher Education**, v. 10, n. 1, p. 61-75, 2018.
- ALONSO-FERNÁNDEZ, C.; CALVO-MORATA, A.; FREIRE, M.; MARTÍNEZ-ORTIZ, I.; FERNÁNDEZ-MANJÓN, B. Applications of data science to game learning analytics data: A systematic literature review. **Computers & Education**, v. 141, p. 103612, 2019a.
- ALONSO-FERNANDEZ, C., CALVO, A., FREIRE, M., MARTINEZ-ORTIZ, I., & FERNANDEZ-MANJON, B. Systematizing game learning analytics for serious games. In 2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON). pp. 1111-1118, IEEE, 2017
- ALONSO-FERNÁNDEZ, C.; CALVO-MORATA, A.; FREIRE, M.; MARTÍNEZ-ORTIZ, I.; FERNÁNDEZ-MANJÓN, B. Game Learning Analytics: Blending Visual and Data Mining Techniques to Improve Serious Games and to Better Understand Player Learning. **Journal of Learning Analytics**, v. 9, n.3, p. 32-49, 2022.
- ALONSO-FERNÁNDEZ, C.; PÉREZ-COLADO, I. J.; CALVO-MORATA, A.; FREIRE-MORÁN, M.; MARTÍNEZ-ORTIZ, I.; FERNÁNDEZ-MANJÓN, B. Using Simva to evaluate serious games and collect game learning analytics data. In LASI-SPAIN, pp. 22-34, 2019b.
- ARAÚJO, A. S.; ZOGAIB, S. Geometria para crianças: o que dizem as professoras da educação infantil?. **Anais do XV Colóquio Internacional Educação e Contemporaneidade**, 2021.
- BARNETT, W. S.; JUNG, K. Effects of New Jersey's Abbott preschool program on children's achievement, grade retention, and special education through tenth grade. **Early childhood research quarterly**, v. 56, p. 248-259, 2021.
- BEHNAMNIA, N.; KAMSIN, A.; ISMAIL, M. A. B. The landscape of research on the use of digital game-based learning apps to nurture creativity among young children: A review. **Thinking Skills and Creativity**, v. 37, p. 100666, 2020.
- BERGDAHL, N. Engagement and disengagement in online learning. **Computers & Education**, 104561, 2022.
- BIANCONI, A.; GOVONE, J. S.; VON ZUBEN, C. J.; PIÃO, A. C. S.; PIZANO, M. A.; ALBERTI, L. F. Transformação de dados e implicações da utilização do teste de Kruskal-Wallis em pesquisas agroecológicas. **Pesticidas: Revista de Ecotoxicologia e Meio Ambiente**, v. 18, 2008.
- BOND, M. Buntins, K.; Bedenlier, S.; Zawacki-Richter, O.; Kerres, M. Facilitating student engagement through the flipped learning approach in K-12: A systematic review. **Computers & Education**, v. 151, p. 103819, 2020.
- BOND, M.; Mapping research in student engagement and educational technology in higher education: A systematic evidence map. **International journal of educational technology in higher education**, v. 17, n. 1, p. 1-30, 2020.

BONVIN, G.; SANCHEZ, E. Social engagement in a digital role-playing game dedicated to classroom management. In **International Conference on Games and Learning Alliance**. p. 137-147, 2017.

BRASIL. Ministério da Educação. Base Nacional Comum Curricular. Brasília, 2018.

BRASIL, P.; MEDEIROS, T. J.; NUNES, I. D.; DE ENGENHARIAS, E. Uma Revisão Sistemática sobre o uso de Learning Analytics em ambientes virtuais de aprendizagem brasileiros. In **Ctrl+ E Congresso sobre Tecnologias Educacionais**, Fortaleza-CE, 2018.

BRUCE, P.; BRUCE, A. Estatística Prática para Cientistas de Dados [recurso eletrônico]: 50 Conceitos Essenciais / Peter Bruce, Andrew Bruce; traduzido por Luciana Ferraz. - Rio de Janeiro: Alta Books, 2019.

BUENO, E. D. R.; BEDER, D. M.; OTSUKA, J. L. Recomendações de design para promover o engajamento em jogos digitais educacionais: um mapeamento sistemático da literatura. In: **Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. SBC, 2022. p. 415-426.

CALLAGHAN, M. J.; MCSHANE, N.; EGUILUZ, A. G. Using game analytics to measure student engagement/retention for engineering education. In **2014 11th International Conference on Remote Engineering and Virtual Instrumentation (REV)**, p. 297-302, 2014.

CAMPBELL, O. O.; ATAGANA, H. I. Impact of a Scratch programming intervention on student engagement in a Nigerian polytechnic first-year class: verdict from the observers. **Heliyon**, v. 8, n. 3, p. e09191, 2022.

CARIAGA, A. A.; FERIA, R. Learning analytics through a digital game-based learning environment 2015 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA). In **2015 6TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION, INTELLIGENCE, SYSTEMS AND APPLICATIONS (IISA)**. jul. 2015

CAVALCANTI, E. L. D.; SOARES, M. H. F. B. O ludismo e avaliação da aprendizagem: possibilidades para o ensino de química. **Encontro Nacional de Ensino de Química**, v. 15, 2010.

CHEN, C. H.; LAW, V.; HUANG, K. The roles of engagement and competition on learner's performance and motivation in game-based science learning. **Educational Technology Research and Development**, v. 67, n. 4, p. 1003-1024, 2019.

CHIU, H. Y.; KANG, Y. N.; WANG, W. L.; CHEN, C. C.; HSU, W.; TSENG, M. F.; WEI, P. L. The role of active engagement of peer observation in the acquisition of surgical skills in virtual reality tasks for novices. **Journal of surgical education**, v. 76, n. 6, p.1655-1662, 2019.

CHIU, T. K. Digital support for student engagement in blended learning based on self-determination theory. **Computers in Human Behavior**, v. 124, p. 106909, 2021.

COHEN, J. Statistical power analysis for the behavioral sciences (revised edition). Hillsdale, NJ: Laurence Erlbaum Associates, Publishers, 1987.

DAS GRAÇAS CLEOPHAS, M.; CAVALCANTI, E. L. D.; DE SOUZA, F. N.; & LEÃO, M.

B. C. Jogo de realidade alternativa (ARG) como estratégia avaliativa no ensino de química. **Investigações em Ensino de Ciências**, v. 25, n. 2, p. 198-220, 2020.

DA SILVA, B. J.; PIMENTEL, E. P.; BOTELHO, W. T. Predição de Desempenho de Estudantes: Uma Revisão Sistemática de Literatura. **Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, p. 1040-1052, 2022.

DA SILVA, G. C.; RODRIGUES, R. L.; AMORIM, A. N.; MELLO, R. F.; NETO, J. R. O. Game learning analytics can unpack Escribo play effects in preschool early reading and writing. **Computers and Education Open**, v. 3, p. 100066, 2022.

DA SILVA, R. C.; JUNIOR, G. J. F.; CARDOSO, F. L.; DOS SANTOS, J. O. L.; FELDEN, É. P. G.; BELTRAME, T. S. Predição do baixo desempenho motor por meio de indicadores antropométricos em crianças de oito a 10 anos. **Revista Brasileira de Educação Física e Esporte**, v. 35, n. 2, p. 353-362, 2021.

DA SILVA, G. C.; DA SILVA, L. P. F.; JOFILSAN, N. C.; CORREIA, W. F. M.; GOMES, A. S.; CAMPOS FILHO, A. S. Satisfaction Analysis for Using Educational Serious Games for Teaching Wound Treatment. In AHRAM, T. Z.; FALCÃO, C. (Eds.). *Advances in Usability, User Experience and Assistive Technology. Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer International Publishing. v. 794, p. 673–682, 2019.

DAOUDI, I.; CHEBIL, R.; TRANVOUEZ, E.; CHAARI, W. L.; ESPINASSE, B. Improving Learners' Assessment and Evaluation in Crisis Management Serious Games: An Emotion-based Educational Data Mining Approach. **Entertainment Computing**, v. 38, p. 100428, 2021.

DE BRITO LIMA, F.; LAUTERT, S. L.; GOMES, A. S. Contrasting levels of student engagement in blended and non-blended learning scenarios. **Computers & Education**, v. 172, p. 104241, 2021.

DE CARVALHO, C. V. Aprendizagem baseada em jogos-Game-based learning. In: **II World Congress on Systems Engineering and Information Technology**. p. 176-181, 2015.

DE OLIVEIRA FASSBINDER, A. G.; FASSBINDER, M.; BARBOSA, E. F.; MAGOULAS, G. D. Massive open online courses in software engineering education. In **2017 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. IEEE, p. 1-9, 2017.

DEVRAJ, R.; COLYOTT, L.; CAIN, J. Design and evaluation of a mobile serious game application to supplement instruction. **Currents in Pharmacy Teaching and Learning**, 2021.

DICERBO, K. E.; BERTLING, M.; STEPHENSON, S.; JIA, Y.; MISLEVY, R. J.; BAUER, M.; JACKSON, G. T. An application of exploratory data analysis in the development of game-based assessments. **Serious games analytics: Methodologies for performance measurement, assessment, and improvement**, p. 319-342, 2015.

DUBOVI, I. Cognitive and emotional engagement while learning with VR: The perspective of multimodal methodology. **Computers & Education**, v. 183, p. 104495, 2022.

EMERSON, A.; CLOUDE, E. B.; AZEVEDO, R.; LESTER, J. Multimodal learning analytics for game-based learning. **British Journal of Educational Technology**, v. 51, n. 5, p. 1505-1526, 2020.

ETEMADPOUR, R.; ZHU, Y.; ZHAO, Q.; HU, Y.; CHEN, B.; SHARIER, M. A.; ... ; S PAIVA, J. G. Role of absence in academic success: an analysis using visualization tools. **Smart Learning Environments**, v. 7, n. 1, p. 1-25, 2020.

FENG, S.; LAW, N. Mapping Artificial Intelligence in Education Research: a Network-based Keyword Analysis. **International Journal of Artificial Intelligence in Education**, v. 31, n. 2, p. 277-303, 2021.

FERREIRA, W. M.; NASCIMENTO, S. P. F. Utilização do jogo de tabuleiro-ludo-no processo de avaliação da aprendizagem de alunos surdos. **Química nova na escola**, v. 36, n. 1, p. 28-36, 2014.

FERREIRA, J. R. L.; PIMENTEL, F. S. C. E-SPORTS: Evidenciando A Aprendizagem Colaborativa Na Construção De Um Torneio De Jogos Digitais. **Revista Prática Docente**, v. 6, n. 1, p. e011–e011, 2021.

FLEISS, J. L.; COHEN, J. The equivalence of weighted kappa and the intraclass correlation coefficient as measures of reliability. **Educational and psychological measurement**, v. 33, n. 3, p. 613-619, 1973.

FOLKESTAD, J. E.; ROBINSON, D. H., MCKERNAN, B., MARTEY, R. M., RHODES, M. G., STROMER-GALLEY, J., ... & STRZALKOWSKI, T. Analytics-driven design: Impact and implications of team member psychological perspectives on a serious games (sgs) design framework. **Serious Games Analytics: Methodologies for Performance Measurement, Assessment, and Improvement**, p. 275-300, 2015.

FRACARO, S. G.; CHAN, P.; GALLAGHER, T.; TEHREEM, Y.; TOYODA, R.; BERNAERTS, K.; ... ; WILK, M. Towards design guidelines for virtual reality training for the chemical industry. **Education for Chemical Engineers**, v. 36, p. 12-23, 2021.

FREDRICKS, J. A.; FILSECKER, M.; LAWSON, M. A. Student engagement, context, and adjustment: Addressing definitional, measurement, and methodological issues. **Learning and Instruction**, v. 43, p. 1-4, 2016.

FREDRICKS, J. A.; WANG, M. T.; LINN, J. S.; HOFKENS, T. L.; SUNG, H.; PARR, A.; ALLERTON, J. Using qualitative methods to develop a survey measure of math and science engagement. **Learning and Instruction**, v. 43, p. 5-15, 2016.

FREDRICKS, J. A.; BLUMENFELD, P. C.; PARIS, A. H. School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence. **Review of Educational Research**, v. 74, n. 1, p. 59–109, 2004.

García, E., Romero, C., Ventura, S., & De Castro, C. A collaborative educational association rule mining tool. **The Internet and Higher Education**, p. 77-88, 2011

GUIMARÃES, C. A.; NUNES, I.; PIRES, A. K.; DA SILVA ALENCAR, E. E. A Produção de Learning Analytics e Predição de Desempenho Acadêmico por pesquisadores Brasileiros: Uma Revisão Sistemática da Literatura. In **Anais do V Congresso sobre Tecnologias na Educação**, pp. 306-315, SBC, Julho, 2020.

HAMARI, J.; SHERNOFF, D. J.; ROWE, E.; COLLIER, B.; ASBELL-CLARKE, J.; EDWARDS, T. Challenging games help students learn: An empirical study on engagement, flow and immersion in game-based learning. **Computers in human behavior**, v. 54, p.

170-179, 2016.

HARRIS, L. R. A phenomenographic investigation of teacher conceptions of student engagement in learning. **The Australian Educational Researcher**, v. 35, n. 1, p. 57-79, 2008.

HORTÊNCIO FILHO, F. W. B.; VINUTO, T. S.; LEAL, B. C. Análise de Classificadores para Predição de Evasão dos Campi de uma Instituição de Ensino Federal. In **Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, pp. 1132-1141, SBC, Novembro, 2020.

HOWARD, E.; MEEHAN, M.; PARNELL, A. Contrasting prediction methods for early warning systems at undergraduate level. **The Internet and Higher Education**, v. 37, p. 66-75, 2018.

HÖYNG, M. Encouraging gameful experience in digital game-based learning: A double-mediation model of perceived instructional support, group engagement, and flow. **Computers & Education**, v. 179, p. 104408, 2022.

HUTAIN, J.; MICHINOV, N. Improving student engagement during in-person classes by using functionalities of a digital learning environment. **Computers & Education**, v. 183, p. 104496, 2022.

JABBAR, A. I.; FELICIA, P. Gameplay engagement and learning in game-based learning: A systematic review. **Review of educational research**, v. 85, n. 4, p. 740-779, 2015.

JABLON, J. R.; WILKINSON, M. Using engagement strategies to facilitate children's learning and success. **YC Young Children**, v. 61, n. 2, p. 12, 2006.

JI, H.; PARK, S.; SHIN, H. W. Investigating the link between engagement, readiness, and satisfaction in a synchronous online second language learning environment. **System**, v. 105, p. 102720, 2022.

KAMILA, C. Systematic Literature Review: Penggunaan Algoritma K-Means untuk Clustering di Indonesia dalam Bidang Pendidikan. **INTECH (Informatika dan Teknologi)**, v. 2, n. 1, p. 19-24, 2021.

KANG, J.; MOON, J.; DIEDERICH, M. Educational games and gamification: from foundations to applications of data analytics. **Data analytics approaches in educational games and gamification systems**, p. 3-23, 2019.

KASSAMBARA, A. **Practical Guide to Cluster Analysis in R: Unsupervised Machine Learning**. [s.l.] STHDA, 2017.

KE, F.; SHUTE, V. Design of game-based stealth assessment and learning support. **Serious games analytics: Methodologies for performance measurement, assessment, and improvement**, p. 301-318, 2015.

KNIESTEDT, I.; LEFTER, I.; LUKOSCH, S.; BRAZIER, F. M. Re-framing engagement for applied games: A conceptual framework. **Entertainment Computing**, v. 41, p. 100475, 2022.

KRAFT, M. A. Interpreting effect sizes of education interventions. **Educational Researcher**, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 49, n. 4, p. 241–253, 2020.

LIU, M.; KANG, J.; LIU, S.; ZOU, W.; HODSON, J. Learning analytics as an assessment tool in serious games: A review of literature. **Serious games and edutainment applications**, p. 537-563, 2017.

LÓPEZ-FERNÁNDEZ, D.; GORDILLO, A.; LARA-CABRERA, R.; ALEGRE, J. Comparing effectiveness of educational video games of different genres in computer science education. **Entertainment Computing**, p. 100588, 2023.

MANHÃES, L. M. B.; CRUZ, S. M. S. Predição do desempenho acadêmico de alunos da graduação utilizando mineração de dados. **XIX Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha**. Rio de Janeiro, RJ, Brasil, v. 6, 2019.

MOON, J.; KE, F. In-Game Actions to Promote Game-Based Math Learning Engagement. **Journal of Educational Computing Research**, v. 58, n. 4, p. 863–885, 2020.

MORRIS, S. B. Estimating effect sizes from pretest-posttest-control group designs. **Organizational research methods**, v. 11, n. 2, p. 364-386, 2008.

NAMOUN, A.; ALSHANQITI, A. Predicting student performance using data mining and learning analytics techniques: A systematic literature review. **Applied Sciences**, v. 11, n. 1, p. 237, 2020.

NASCIMENTO, J. B.; RODRIGUES, R. L.; DE ANDRADE, V. L. V. X. Aplicações de game learning analytics na abordagem sobre conceitos de matemática. **RENOTE**, v. 19, n. 2, p. 51-60, 2021.

NETO, M. V. G.; VASCONCELOS, G. C.; ZANCHETTIN, C. Mineração de Dados Aplicada à Predição do Desempenho de Escolas e Técnicas de Interpretabilidade dos Modelos. In: **Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. SBC, 2021. p. 773-782.

NINAUS, M.; GREIPL, S.; KIILI, K.; LINDSTEDT, A.; HUBER, S.; KLEIN, E.; ... ; MOELLER, K. Increased emotional engagement in game-based learning—A machine learning approach on facial emotion detection data. **Computers & Education**, v. 142, p. 103641, 2019.

NOROOZI, O.; DEHGHANZADEH, H.; TALAEI, E. A systematic review on the impacts of game-based learning on argumentation skills. **Entertainment Computing**, v. 35, p. 100369, 2020.

OBBER, T. M.; BRENNER, C. J.; OLSEN, A.; HOMER, B. D.; PLASS, J. L. Detecting patterns of engagement in a digital cognitive skills training game. **Computers & Education**, v. 165, p. 104144, 2021.

O'BRIEN, H. L.; ROLL, I.; KAMPEN, A.; DAVOUDI, N. Rethinking (Dis) engagement in human-computer interaction. **Computers in Human Behavior**, v. 128, p. 107109, 2022.

OLIVEIRA, M.; FERNANDES, T. Luxury brands and social media: drivers and outcomes of consumer engagement on Instagram. **Journal of Strategic Marketing**, v. 30, n. 4, p. 389-407, 2022.

OUDMAN, S.; VAN DE POL, J.; VAN GOG, T. Effects of cue availability on primary school teachers' accuracy and confidence in their judgments of students' mathematics performance. **Teaching and Teacher Education**, v. 122, p. 103982, 2023.

PEREIRA, F. D., DE SOUZA, L. M., DE OLIVEIRA, E. H. T., DE OLIVEIRA, D. B. F., & DE CARVALHO, L. S. G. Predição de desempenho em ambientes computacionais para turmas de programação: um Mapeamento Sistemático da Literatura. In: **Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. SBC, p. 1673-1682, 2020.

PIMENTEL, F. S. C.; CARDOSO, A. N. D. S.; ROCHA, J. S.; SANTOS, J. A. D.; OLIVEIRA, J. V. C. B. D. A Produção Acadêmica Brasileira Sobre Jogos Digitais. **Internet Latent Corpus Journal**, v. 11, n. 1, p. 109–124, 2021.

PIMENTEL, F. S. C.; JUNIOR, V. B. S. Mobilização das habilidades e estratégias metacognitivas por meio dos jogos digitais. **Revista Docência e Cibercultura**, v. 5, n. 3, p. 222–242, 2021.

RAMOS-VEGA, M. C.; PALMA-MORALES, V. M.; PÉREZ-MARÍN, D.; MOGUERZA, J. M. Stimulating children's engagement with an educational serious videogame using Lean UX co-design. **Entertainment Computing**, v. 38, p. 100405, 2021.

RICHARDSON, J. T. E. Eta squared and partial eta squared as measures of effect size in educational research. **Educational research review**, v. 6, n. 2, p. 135-147, 2011.

RUIPÉREZ-VALIENTE, J. A.; KIM, Y. J. Effects of solo vs. collaborative play in a digital learning game on geometry: Results from a K12 experiment. **Computers & Education**, v. 159, p. 104008, 2020.

RUIPEREZ-VALIENTE, J. A.; GAYDOS, M.; ROSENHECK, L.; KIM, Y. J.; KLOPFER, E. Patterns of engagement in an educational massively multiplayer online game: A multidimensional view. **IEEE Transactions on Learning Technologies**, v. 13, n. 4, p. 648-661, 2020.

RUMEL, D. Odds ratio: algumas considerações. **Revista de saúde pública**, v. 20, p. 253-258, 1986.

RYAN, J.; WOODS, R. L.; MURRAY, A. M.; SHAH, R. C.; BRITT, C. J.; REID, C. M.; ... ; ASPREE INVESTIGATOR GROUP. Normative performance of older individuals on the Hopkins Verbal Learning Test-Revised (HVLT-R) according to ethno-racial group, gender, age and education level. **The Clinical Neuropsychologist**, v. 35, n. 6, p. 1174-1190, 2021.

SAASTAMOINEN, T.; HÄRKÄNEN, M.; VEHVILÄINEN-JULKUNEN, K.; NÄSLINDH-YLISPANGAR, A. Impact of 3D Simulation Game as a Method to Learn Medication Administration Process: Intervention Research for Nursing Students. **Clinical Simulation in Nursing**, v. 66, p. 25-43, 2022.

SANDE, D.; SANDE, D. Uso do Kahoot como ferramenta de avaliação e ensino-aprendizagem no ensino de microbiologia industrial. **Holos**, v. 1, p. 170-179, 2018.

SANTOS, D. S.; JUNIOR, R. J. A.; TORRES, F. G. Nivelamento Online (Ni. O): um aplicativo gamificado para o ensino de matemática em nível superior. **Anais do Seminário de Jogos Eletrônicos, Educação e Comunicação**, 2019.

SANTOS, K. R. F. V.; VIEIRA, F. M. S. Jogos de Leitura: possibilidades para promoção do engajamento na leitura. **Signum: Estudos da Linguagem**, v. 23, n. 3, p. 132–148, 2020.

SHI, Y.; TONG, M.; LONG, T. Investigating relationships among blended synchronous learning environments, students' motivation, and cognitive engagement: A mixed methods

study. **Computers & Education**, v. 168, p. 104193, 2021.

SHUTE, V.; RAHIMI, S.; SMITH, G. Game-based learning analytics in physics playground. Data analytics approaches in educational games and gamification systems, p. 69-93, 2019.

SIEMENS, G. Learning analytics: The emergence of a discipline. **American Behavioral Scientist**, v. 57, n. 10, p. 1380-1400, 2013.

SILVA, T. C.; AMARAL, C. L. C. Jogos e avaliação no processo ensino-aprendizagem: uma relação possível. **Revista de ensino de ciências e matemática**, v. 2, n. 1, p. 1-8, 2011.

SILVA, G. B.; PIMENTEL, F. S. C. Produção de material didático através da aprendizagem baseada em jogos na Educação Infantil e no Ensino Fundamental I. In: Pimentel, F. S. C. Aprendizagem baseada em jogos digitais: teoria e prática. pp. 90-105, Rio de Janeiro, 2021.

SILVA, J. C. S.; RAMOS, J. L. C.; RODRIGUES, R. L.; DE SOUZA, F. D. F.; GOMES, A. S. Análise do engajamento de estudantes com base na Distância Transacional a partir da Mineração de Dados Educacionais. **RENOTE**, v. 14, n. 1, 2016.

SILVOLA, A.; NÄYKKI, P.; KAVERI, A.; MUUKKONEN, H. Expectations for supporting student engagement with learning analytics: An academic path perspective. **Computers & Education**, v. 168, p. 104192, 2021.

SIMÕES GOMES, T. C.; PONTUAL FALCÃO, T.; CABRAL DE AZEVEDO RESTELLI TEDESCO, P. Exploring an approach based on digital games for teaching programming concepts to young children. **International Journal of Child-Computer Interaction**, v. 16, p. 77-84, 2018.

SZUMILAS, M. Explaining odds ratios. **Journal of the Canadian academy of child and adolescent psychiatry**, v. 19, n. 3, p. 227, 2010.

UMER, R.; MATHRANI, A.; SUSNJAK, T.; LIM, S. Mining activity log data to predict student's outcome in a course. In **proceedings of the 2019 international conference on big data and education**. pp. 52-58, Março, 2019.

VALLO, L.; SCHMITT, J. C.; DOS REIS JUSTI, F. R. Um panorama sobre engajamento escolar: Uma revisão sistemática. **Revista Portuguesa de Educação**, v. 33, n. 1, p. 221-246, 2020.

VARGHA, A.; DELANEY, H. D. The Kruskal-Wallis test and stochastic homogeneity. **Journal of Educational and behavioral Statistics**, v. 23, n. 2, p. 170-192, 1998.

XU, Y.; VIGIL, V.; BUSTAMANTE, A. S.; WARSCHAUER, M. Contingent interaction with a television character promotes children's science learning and engagement. **Journal of Applied Developmental Psychology**, v. 81, p. 101439, 2022.

WANG, A. I. The wear out effect of a game-based student response system. **Computers & Education**, v. 82, p. 217-227, 2015.

WANG, K.; CHEN, Z. Stepwise regression and all possible subsets regression in education. **Electronic International Journal of Education, Arts, and Science (EIJEAS)**, v. 2, 2016.

WAZLAWICK, R. S. Metodologia de pesquisa para ciência da computação/Raul Wazlawick. Ed. 2. Rio de Janeiro : Elsevier, 2014.

