

Análise de Aprendizagem em MOOCs de Ensino de Programação: um Mapeamento Sistemático da Literatura

Juliana Cristina dos Santos de Andrade¹, Márcia Gonçalves de Oliveira¹, Vanessa Battestin¹

¹Instituto Federal do Espírito Santo – Vitória – ES – Brasil

{juliana.andrade, marcia.oliveira, vanessa}@ifes.edu.br

Abstract. *The expansion of MOOCs and the growing demand for programming skills highlight the need for effective teaching methods. Learning analytics (LA) emerges as a crucial tool in this context. This article maps the literature from 2011 to 2022, revealing the predominance of machine learning and data mining techniques to predict performance and identify dropout risks. However, there is a lack of analytical resources accessible to students. The study emphasizes the need to provide these tools to promote autonomous and engaged learning, suggesting further research on proactive interventions.*

Keywords: *Learning analytics. MOOC. Teaching Programming. Educational interventions.*

Resumo. *A expansão dos MOOCs e a crescente demanda por habilidades de programação destacam a necessidade de métodos eficazes de ensino. A análise de aprendizagem (LA) surge como uma ferramenta crucial nesse contexto. Este artigo apresenta um mapeamento da literatura de 2011 a 2022, revelando a predominância de técnicas de aprendizado de máquina e mineração de dados para prever desempenho e identificar riscos de desistência. Contudo, há uma falta de recursos analíticos acessíveis aos alunos. O estudo enfatiza a necessidade de disponibilizar essas ferramentas para promover uma aprendizagem autônoma e engajada, sugerindo mais pesquisas sobre intervenções proativas.*

Palavras-chave: *Análise de aprendizagem. MOOC. Ensino de Programação. Intervenções educacionais.*

1. Introdução

Nos últimos anos, os Cursos Online Abertos e Massivos (MOOCs, do inglês, *Massive Open Online Courses*) emergiram como uma plataforma revolucionária para a disseminação do conhecimento, democratizando o acesso à educação de qualidade em uma escala global. A educação não tradicional realizada por meio de MOOCs é uma forma importante de aprendizado online e pode complementar o aprendizado tradicional em vários níveis. De acordo com Gallego-Romero *et al.* (2020), os MOOCs estão servindo para repensar a estratégia de educação digital em muitas instituições de ensino

superior e, em alguns casos, também sendo utilizados para oferecer mestrados profissionais a um custo reduzido.

Em particular, os MOOCs têm se destacado no campo da educação em programação, uma área essencial na economia baseada em conhecimento do século XXI [Smith, 2019] [Oliveira, 2021]. A flexibilidade e acessibilidade dos MOOCs permitem que indivíduos de diferentes contextos e níveis de habilidade aprendam programação, uma competência cada vez mais crucial em diversas profissões [Johnson *et al.*, 2020]. Entretanto, a aprendizagem de programação ainda é um desafio, principalmente devido ao baixo nível de abstração, a falta de habilidades na resolução de problemas, à inadequação dos métodos pedagógicos aos estilos de aprendizagem e dificuldades na compreensão dos conceitos de programação [Oliveira *et al.*, 2018]. Esse desafio é ainda mais acentuado no contexto dos MOOCs, onde a limitada ou inexistente tutoria intensifica as barreiras ao esclarecimento de dúvidas, comprometendo o processo de aprendizagem efetiva.

Em resposta a esses desafios, a análise de aprendizagem (do inglês, *learning analytics*) emerge como um campo crítico, fornecendo percepções e entendimentos valiosos sobre o comportamento dos alunos e a eficácia pedagógica em ambientes de aprendizado online [Shen *et al.*, 2020]. Através da coleta, análise e relatório de dados sobre alunos e seus contextos, a análise de aprendizagem permite a criação de intervenções educacionais mais personalizadas e eficazes, especialmente em formatos de grande escala como os MOOCs [Humble e Mozelius, 2019] [Cobos e Ruiz-Garcia, 2020] [Siemens, 2013] [Ferguson, 2012].

Existem várias abordagens para classificar a análise de aprendizagem, mas uma das classificações mais reconhecidas na área é apresentada por Onah *et al.* (2018), que apresenta três tipos: análise descritiva, análise preditiva e análise prescritiva. A análise descritiva ajuda a entender as atividades individuais ou globais dos alunos e descrever suas ocorrências anteriores em ambientes educacionais online. Neste tipo de análise, frequentemente se utilizam painéis que permitem entender e visualizar graficamente como os alunos interagem com os cursos, seu engajamento, motivação, desempenho e pontos fracos, de uma maneira quase em tempo real e escalonável [Park e Jo, 2019] [Onah *et al.*, 2018]. As informações da análise descritiva são usadas como dados de entrada para análise preditiva, com o intuito de identificar alunos em situações de risco, como evasão ou não aprovação no curso, antecipando problemas com os alunos ou com o conteúdo [Moreno-Marcos *et al.*, 2018]. Na análise prescritiva a intervenção é feita com base nos dados da análise preditiva, e a partir disso, os professores do curso podem fazer uma intervenção para melhorar os resultados dos alunos ou diminuir as taxas de evasão, entre outros [Onah *et al.*, 2018].

Este artigo tem como objetivo realizar um mapeamento sistemático da literatura sobre análise de aprendizagem em MOOCs de programação, analisando como essas técnicas têm sido aplicadas para avaliar e aprimorar o aprendizado dos estudantes. Este estudo busca responder a questões cruciais como: Quais são as principais aplicações da análise de aprendizagem em MOOCs? Quais instrumentos avaliativos e fontes de dados são mais comumente utilizados na análise de aprendizagem? Quais métodos analíticos são predominantes em MOOCs? Como os resultados da análise de aprendizagem podem

contribuir para o design de MOOCs? Este mapeamento não apenas sintetiza as evidências disponíveis, mas também destaca as tendências emergentes e sugere direções para pesquisas futuras, proporcionando uma base sólida para avanços na educação online e na pedagogia de programação.

Este artigo está estruturado da seguinte maneira: a Seção 2 detalha a metodologia utilizada para conduzir o mapeamento sistemático da literatura. A Seção 3 discute a análise dos resultados obtidos a partir do mapeamento. Por fim, a Seção 4 apresenta as conclusões e sugere direções para pesquisas futuras.

2. Metodologia

O Mapeamento Sistemático, conforme definido por Kitchenham e Charters (2007), tem como objetivo proporcionar uma visão abrangente de uma área de pesquisa específica. Isso é crucial para identificar lacunas no conhecimento existente, orientando assim pesquisas futuras. Os resultados obtidos por meio de um mapeamento sistemático podem destacar campos propícios para a realização de Revisões Sistemáticas da Literatura, bem como áreas que se beneficiariam de estudos primários adicionais. A decisão de utilizar um mapeamento sistemático neste estudo surgiu da necessidade de organizar e categorizar pesquisas relevantes, a fim de direcionar futuros trabalhos que contribuam para o tema em questão.

A metodologia de revisão sistemática adotada neste trabalho baseia-se no processo descrito por Kitchenham e Charters (2007), trabalho de referência no campo de revisão e mapeamento sistemático na área de engenharia de software. Esta revisão, seguindo a metodologia proposta, é dividida em três fases principais: o desenvolvimento do protocolo de busca (planejamento), a execução do protocolo (condução) e a publicação dos resultados (relatório da revisão).

2.1. Protocolo de Busca

O objetivo principal que norteou o mapeamento sistemático foi identificar tendências emergentes e lacunas na aplicação de análise de aprendizagem em MOOCs no ensino de programação. As questões de pesquisa (QP) formuladas para guiar este estudo são:

- **QP1:** Quais as principais utilizações de análise de aprendizagem em MOOCs?
- **QP2:** A análise de aprendizagem tem sido feita majoritariamente, utilizando quais instrumentos avaliativos, ou seja, quais fontes de dados?
- **QP3:** Quais os métodos de análise mais utilizados em MOOCs?
- **QP4:** Como os resultados da análise de aprendizagem podem ajudar no desenho (*design*) de MOOCs?

Para a realização deste mapeamento, foram selecionadas fontes de consulta reconhecidas pela sua relevância e abrangência na cobertura de títulos disponíveis. As bases internacionais escolhidas incluem a *Web of Science* e *Scopus*. Além disso, foram também selecionadas fontes nacionais como a Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações (BDTD) e o Portal da CAPES de Teses e Dissertações (CAPES T&D), que são ricas em trabalhos acadêmicos brasileiros.

Adicionalmente, foi dada especial atenção aos principais periódicos e eventos científicos que abordam o tema no Brasil. Estes incluem a Revista Novas Tecnologias na Educação (RENOTE), a Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE), a Revista Informática na Educação, e eventos como o Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), o Simpósio Brasileiro de Educação em Computação (EDUCOMP), o Workshop de Educação em Computação (WEI), o Workshop de Informática na Escola (WIE) e o Workshop sobre Ensino em Pensamento Computacional, Algoritmos e Programação (WAlgProg). Essas fontes foram selecionadas com o objetivo de proporcionar uma visão abrangente e atualizada sobre os avanços e discussões no campo da análise de aprendizagem aplicada ao ensino de programação em MOOCs.

A partir das questões de pesquisa definidas, diversas combinações de *strings* de busca foram testadas para alcançar uma expressão lógica que atendesse os critérios de abrangência e precisão desejados para o objetivo do estudo. Em bases de dados internacionais, onde é possível realizar uma busca mais detalhada e refinada, a string de busca final foi estabelecida como segue:

```
MOOC AND ("Learning Analytics" OR "Data Mining") AND  
("Programming" OR "Language Learning" OR "Computer Science") AND  
PUBYEAR > 2011
```

Nas bases de dados nacionais, devido às limitações de pesquisa, foi utilizada uma string de busca simplificada, mostrada a seguir:

```
MOOC AND "Análise de Aprendizagem" AND "Programação"
```

Foram definidos critérios de inclusão e exclusão para selecionar estudos relevantes. Os critérios de inclusão foram:

- Estudos que discutem a aplicação de análise de aprendizagem em MOOCs de ensino de programação.
- Artigos escritos em português, inglês ou espanhol.
- Artigos publicados entre 2011 e 2022.

Os critérios de exclusão são:

- Artigos duplicados.
- Artigos que não disponibilizam acesso gratuito ao texto completo.
- Publicações em formatos de resumos, capítulos de livro ou revisões de conferências.
- Estudos que não se relacionam diretamente com a análise de aprendizagem.
- Artigos que não são específicos para o ensino de programação.

2.2. Execução do Protocolo

Após a definição do protocolo de busca, iniciamos o processo de coleta de artigos e dados primários. Em bases de dados internacionais, criamos um arquivo BibTeX que incluía todos os registros e referências citadas, e utilizamos a ferramenta RStudio para eliminar trabalhos duplicados. Para as bases de dados CAPES T&D e BDTD, empregamos a planilha automatizada BuscAd, desenvolvida por Mansur e Altoé (2021), aplicando termos de busca em inglês, português e espanhol. Nos periódicos nacionais, realizamos uma busca manual.

A execução deste processo foi dividida em três etapas principais, conforme ilustrado na Figura 1. Cada etapa consistiu em refinar os resultados obtidos anteriormente, até que um conjunto de trabalhos relevantes fosse efetivamente recuperado. Esta abordagem sequencial garantiu uma seleção criteriosa e focada dos estudos pertinentes ao tema investigado.

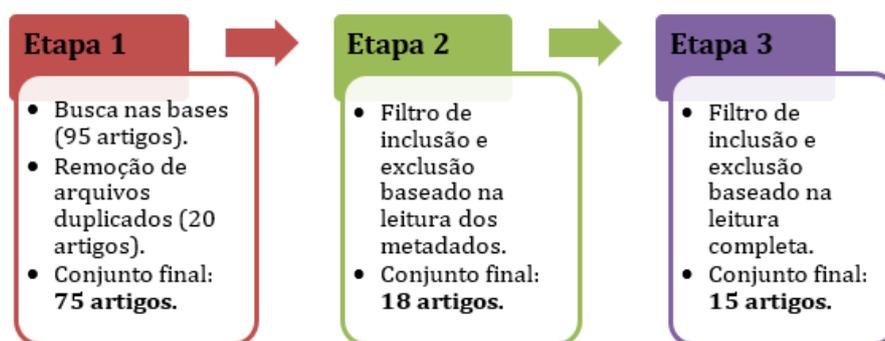


Figura 1. Etapas da Execução do Protocolo.

Durante a Etapa 1, a expressão de busca foi submetida aos motores de busca de forma independente, resultando em um conjunto inicial de 95 artigos: 21 foram recuperados da *Web of Science* e 74 da Scopus, enquanto as outras bases de dados e periódicos não retornaram resultados. Nesta mesma etapa, artigos duplicados foram eliminados, culminando em um total de 75 artigos para análise preliminar. Na Etapa 2, realizamos a análise dos metadados (título, resumo e palavras-chave) dos artigos, aplicando os critérios de inclusão e exclusão previamente definidos. Esta análise resultou na seleção de 18 artigos.

Por fim, a Etapa 3 envolveu a leitura completa dos textos selecionados, com uma nova aplicação dos critérios de inclusão e exclusão. Após esta fase, 15 artigos foram selecionados para análise e extração de dados detalhada. Os estudos finais incluíram os seguintes trabalhos: [Cobos e Ruiz-Garcia, 2020] [Drummond *et al.*, 2014] [Furukawa *et al.*, 2020] [Gallego-Romero *et al.*, 2020] [García-Molina *et al.*, 2020] [Gold *et al.*, 2020] [Hemberg *et al.* 2019] [Moreno-Marcos *et al.*, 2018] [Qu *et al.* 2019a] [Qu *et al.*, 2019b] [Shen *et al.*, 2020] [Shrestha e Pokharel, 2019] [Vinker e Rubinstein, 2022], [Vee-King *et al.*, 2016] [Zhong *et al.*, 2017].

3. Resultados e Discussões

Esta seção apresenta e discute os resultados obtidos através do mapeamento sistemático da literatura, focando na identificação de tendências emergentes e lacunas significativas na aplicação da análise de aprendizagem em MOOCs de programação. A Figura 2 ilustra a distribuição anual dos artigos selecionados, conforme estabelecido pelo protocolo de busca. Nota-se uma tendência de crescimento no interesse por esta área de pesquisa ao longo dos anos. Contudo, observa-se uma aparente redução nos anos de 2021 e 2022, fenômeno que pode ser atribuído tanto aos critérios rigorosos de inclusão e exclusão utilizados quanto ao fato de que o ano de 2022 não havia concluído no momento da realização desta pesquisa.

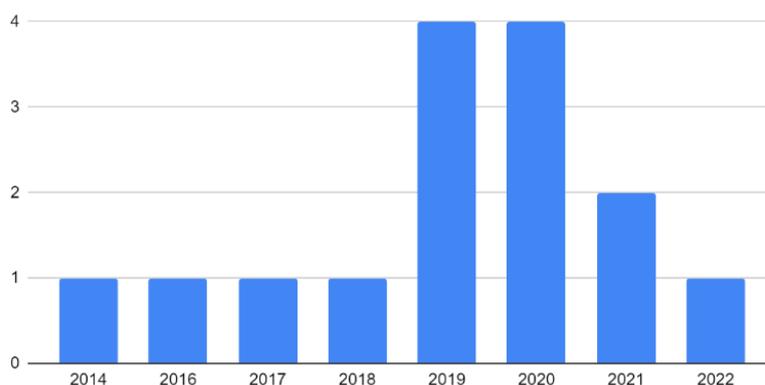


Figura 2 – Evolução das Publicações por Ano

Dos estudos analisados, observou-se uma predominante aplicação de MOOCs de forma exclusivamente online. No entanto, apenas o artigo de Gold *et al.*, (2020) descreveu o uso de um MOOC híbrido, que complementava um curso presencial. Em apenas três dos cursos analisados foi claramente mencionada a presença de um professor, instrutor ou tutor para acompanhamento dos alunos; nos demais, essa informação não foi explicitada.

Quanto às plataformas utilizadas, dos trabalhos revisados, apenas 10 identificaram especificamente a plataforma MOOC empregada. A Figura 3 apresenta a distribuição da utilização das plataformas, e fica evidente que a plataforma edX é a mais utilizada, ainda mais porque a plataforma japonesa Gacco e a plataforma nacional são adaptações da plataforma Open edX, que é um software de código aberto desenvolvido pela organização edX.

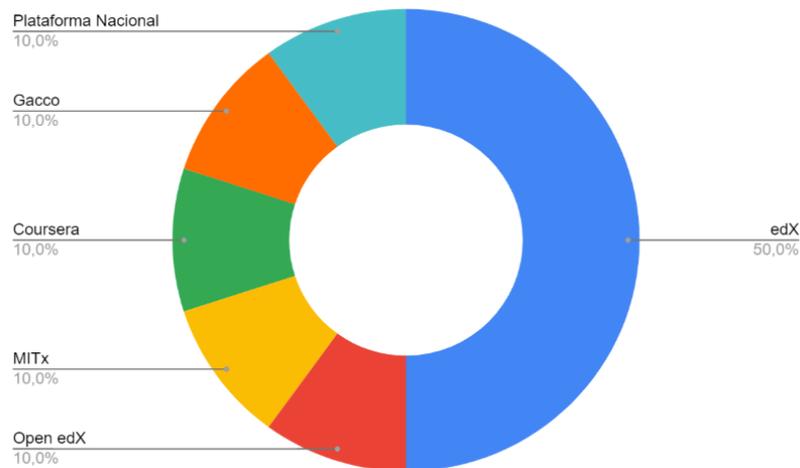


Figura 3 – Distribuição das Plataformas MOOCs.

A Figura 4 apresenta uma classificação dos principais objetivos da utilização da análise de aprendizagem nos trabalhos analisados, respondendo à Questão de Pesquisa 1 (QP1).

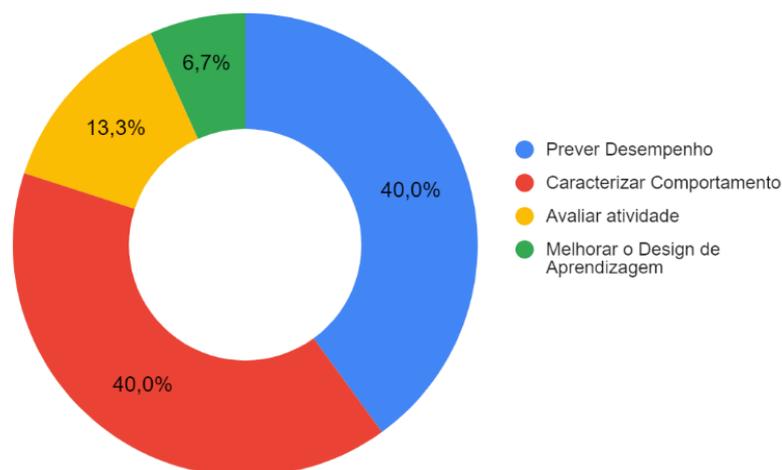


Figura 4 – Objetivos da Análise de Aprendizagem.

As principais aplicações da análise de aprendizagem identificadas nos estudos são a previsão de desempenho e a caracterização de comportamento. A previsão de desempenho envolve a previsão de notas e a medição de engajamento e persistência no curso. Por outro lado, os estudos voltados para caracterizar o comportamento buscam compreender as motivações dos alunos, suas atividades diárias, padrões de aprendizagem e identificar fatores de desengajamento. Adicionalmente, categorizamos como "avaliar atividade" aqueles trabalhos focados em avaliar e atribuir notas a tarefas de programação e participações em fóruns, atividades que comumente requerem avaliação docente ou por pares. Também identificamos um estudo cujo objetivo era analisar processos de aprendizagem com a finalidade de melhorar o design dos futuros

MOOCs. Essa diversidade de objetivos sublinha a utilidade da análise de aprendizagem como ferramenta multifuncional no ambiente educacional online.

A análise dos estudos revela que as técnicas de análise de aprendizagem têm sido empregadas primordialmente em duas frentes: a) análise descritiva, que proporciona uma compreensão das atividades dos alunos, tanto individual quanto coletivamente, e descreve eventos passados, e b) análise preditiva, que visa prever alunos em risco de abandonar o curso ou enfrentar outras dificuldades, baseando-se em dados de desempenho e atividades anteriores.

Observou-se também que a maioria das ferramentas de análise de aprendizagem é utilizada por professores, equipes pedagógicas ou de gestão dos MOOCs. No entanto, um estudo isolado, de Cobos e Ruiz-Garcia (2020), reportou o desenvolvimento de ferramentas destinadas aos próprios estudantes. Este artigo específico descreveu um painel de análise de aprendizagem para estudantes, desenvolvido com o intuito de aprimorar o desempenho dos alunos, avaliado por meio de seu engajamento e persistência no curso.

Embora a utilização dos dados de análise de aprendizagem tenha sido predominantemente focada nos professores e na equipe de gestão pedagógica, é crucial também disponibilizar essas informações aos estudantes. Conforme Verbert *et al.* (2013) destacam, os painéis de análise de aprendizagem podem ser extremamente benéficos para os alunos ao promoverem autoconhecimento, ao fornecerem avaliações sobre sua aprendizagem e histórico. Os alunos têm a oportunidade de monitorar seus padrões de aprendizagem através de informações quantificadas e podem ajustar seus planos e comportamentos de aprendizagem conforme necessário. Esses painéis não apenas motivam os alunos, mas também os auxiliam a melhorar suas habilidades de aprendizagem autodirigida e a alcançar seus objetivos educacionais.

O estudo de Cobos e Ruiz-Garcia (2020) destaca-se como o único entre os analisados que implementou ferramentas de análise de aprendizagem diretamente para os estudantes. Também foi o único trabalho que utilizou a análise de aprendizagem enquanto o curso ainda estava em andamento, permitindo a realização de intervenções para melhorar o desempenho dos alunos. Os demais artigos, utilizam a análise de aprendizagem após o curso, que embora não permita intervenções em tempo real, é útil para a caracterização de comportamentos, validação de hipóteses e o planejamento de novos cursos.

A Figura 5 apresenta os vários tipos de recursos e atividades empregados para fornecer dados para a análise de aprendizagem nos estudos analisados. Seguindo a terminologia do Ambiente Virtual de Aprendizagem Moodle, "recursos" referem-se a elementos destinados a apoiar o aprendizado, incluindo vídeos, textos, links, arquivos, entre outros. Por outro lado, "atividades" são definidas como elementos que auxiliam na prática e consolidação do conteúdo aprendido, tais como fóruns, questionários e tarefas. Esta distinção é fundamental para entender como diferentes ferramentas e estratégias contribuem para a coleta de dados usados na análise de aprendizagem.

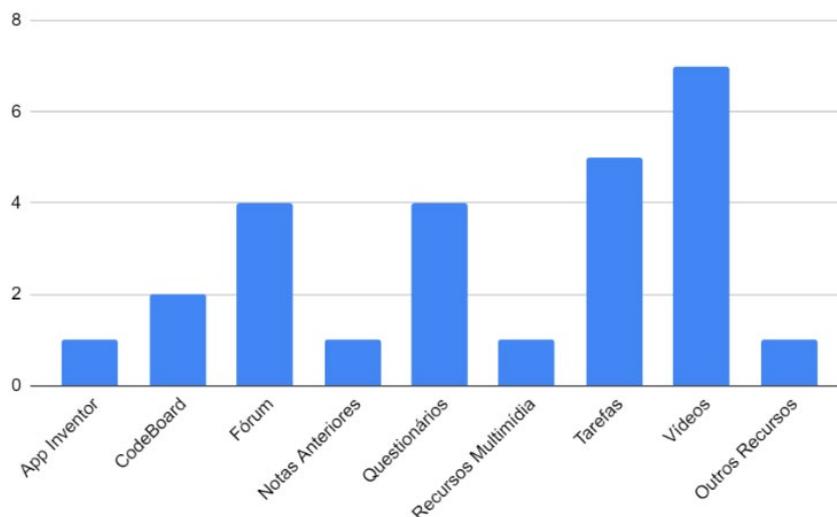


Figura 5 - Recursos e Atividades Utilizadas na Análise de Aprendizagem.

O gráfico demonstra que a maioria dos itens utilizados para coletar dados de análise de aprendizagem são tarefas, incluindo o uso de plataformas como App Inventor e CodeBoard, além de fóruns e tarefas programáticas. O App Inventor e o CodeBoard são plataformas de programação integradas à plataforma MOOC, que permitem análise detalhada dos arquivos enviados e dos dados de registro de navegação (*log tracks*). As tarefas de programação são amplamente utilizadas porque possibilitam o envio de arquivos que podem ser analisados por ferramentas de análise de aprendizagem. Os fóruns, por sua vez, fornecem dados valiosos para essas ferramentas e são úteis para avaliar o engajamento dos alunos. Já os questionários representam o tipo de atividade mais simples de analisar. Quando combinados com dados de log tracks, oferecem um panorama mais completo do processo de aprendizagem do aluno.

Em resposta à Questão de Pesquisa 2 (QP2), identificamos que, entre os recursos empregados, os vídeos predominam, com dados derivados principalmente de anotações em vídeos (*log tracks*). Os recursos multimídia também são amplamente utilizados, englobando vídeos, textos e áudios. Alguns trabalhos também utilizaram as notas anteriores dos estudantes somado a outros recursos e atividades, como dados de entrada para as ferramentas de análise de aprendizagem.

Gallego-Romero *et al.* (2020) destacam que, particularmente em MOOCs na área de informática, que frequentemente incluem atividades de programação, a integração de ambientes de desenvolvimento para a realização dessas atividades práticas pode ser extremamente benéfica. Esta abordagem promove uma aprendizagem ativa, facilitando o engajamento e a compreensão dos alunos.

A distribuição das técnicas de análise de aprendizagem utilizadas nos trabalhos é apresentada na Figura 6, em resposta à Questão de Pesquisa 3 (QP3). Observa-se que apenas um estudo não especificou claramente a técnica de análise de aprendizagem utilizada, razão pela qual não foi incluído no gráfico.

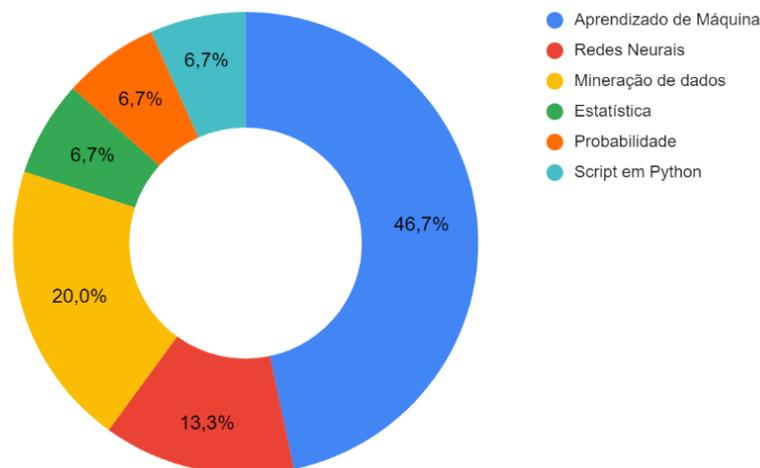


Figura 6 - Técnicas para Análise de Aprendizagem.

As técnicas mais empregadas na análise de aprendizagem incluem o aprendizado de máquina, com destaque para algoritmos como regressão linear, floresta aleatória, máquinas de vetor de suporte, árvores de decisão e *K Nearest Neighbor* (KNN). Adicionalmente, técnicas de mineração de dados frequentemente complementam o uso de algoritmos de aprendizado de máquina. Técnicas de Redes Neurais, particularmente a arquitetura *Long Short Term Memory* (LSTM), também são aplicadas. Outras abordagens incluem o uso de probabilidade e estatísticas, além de scripts em Python, embora neste último caso a técnica específica não tenha sido detalhada.

Quanto à Questão de Pesquisa 4 (QP4), embora requeira investigação adicional, é importante ressaltar, conforme indicado por Gallego-Romero *et al.* (2020), que uma das principais estratégias para aumentar o engajamento dos alunos em MOOCs é o desenvolvimento de cursos que fomentem a aprendizagem ativa e a aprendizagem baseada em problemas. Esta abordagem tem sido destacada como um fator crucial para melhorar a participação e o envolvimento dos estudantes.

4. Considerações Finais

Nos últimos anos, a análise de aprendizagem emergiu como um campo crucial para o futuro da educação, particularmente em cursos de programação, oferecendo percepções profundas sobre o comportamento e desempenho dos alunos. Essa ferramenta permite a identificação de padrões de aprendizado e a previsão de dificuldades, facilitando intervenções eficazes e personalização do ensino. Ao implementar estratégias baseadas em dados, os educadores podem otimizar continuamente os currículos, garantindo uma educação mais eficiente e adaptativa em um campo tão crucial como a programação.

Este mapeamento sistemático revelou que a análise de aprendizagem permite uma compreensão profunda dos processos de aprendizado, desde a monitoração e a previsão do desempenho dos alunos até a sugestão de intervenções e a revisão dos projetos de ensino. As técnicas de análise descritiva e preditiva são predominantes e

fundamentais, auxiliando na compreensão das atividades individuais ou coletivas dos alunos e antecipando alunos em risco de desistência.

Entretanto, apesar de sua importância, a análise prescritiva, que possibilita intervenções diretas para melhorar os resultados dos alunos, não apareceu como uma tendência forte nos trabalhos analisados. Isso indica uma oportunidade significativa para futuras pesquisas, pois a implementação eficaz da análise prescritiva depende dos insights fornecidos pela análise preditiva.

Outra tendência observada é a utilização predominante das ferramentas de análise de aprendizagem por professores e equipes pedagógicas. Embora esses profissionais necessitem dessas ferramentas para otimizar o processo educacional e desenhar novos cursos, há uma carência de ferramentas, como painéis de análise, voltadas diretamente para os estudantes. Tais painéis são essenciais para motivar os alunos e aprimorar suas habilidades de aprendizagem autodirigida, especialmente em MOOCs que operam sem tutoria, pois promovem a autonomia e permitem aos alunos refletir sobre seu próprio progresso de maneira individualizada.

Além disso, uma lacuna significativa identificada neste estudo é a necessidade de mais pesquisas nacionais que explorem a análise de aprendizagem em MOOCs de programação. Apesar de encontrarmos pesquisas sobre os temas de análise de aprendizagem e MOOCs de programação separadamente, há uma escassez de estudos que integrem esses temas no contexto nacional.

Este estudo reforça a necessidade de expandir e aprofundar o conhecimento sobre a análise de aprendizagem em ambientes de MOOC, não apenas para melhorar a qualidade do ensino e a experiência de aprendizagem online, mas também para contribuir para o desenvolvimento de métodos educacionais mais eficazes e personalizados no futuro. Em suma, encorajamos a continuação da investigação nesta área promissora, visando a explorar e maximizar o potencial da análise de aprendizagem em benefício dos estudantes e educadores.

Referências

- Cobos, R., & Ruiz-Garcia, J. C. (2020). Improving learner engagement in MOOCs using a learning intervention system: A research study in engineering education. *Computer Applications in Engineering Education*, 29(4).
- Drummond, A., et al. (2014). Learning to Grade Student Programs in a Massive Open Online Course. In *IEEE International Conference on Data Mining*, 785-790.
- Ferguson, R. (Year). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317.
- Furukawa, M., et al. (2020). Estimation of Test Scores Based on Video Viewing Behavior in the Programming MOOC Course. In *International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, 155-162.
- Gallego-Romero, J. M., et al. (2020). Analyzing learners' engagement and behavior in MOOCs on programming with the Codeboard IDE. *Educational Technology Research and Development*, 68(1), 2505-2528.

- García-Molina, S., *et al.* (2020). An Algorithm and a Tool for the Automatic Grading of MOOC Learners from Their Contributions in the Discussion Forum. *Applied Sciences*, 11(1).
- Gold, R., Hemberg, E., & O'Reilly, U.-M. (2020). Analyzing K-12 Blended MOOC Learning Behaviors. In *ACM Conference on Learning @ Scale (L@S)*, 7, 345-348.
- Hemberg, E., *et al.* (2019). Categorizing Resources and Learners for a Finer-Grained Analysis of MOOC Viewing & Doing. In *IEEE Learning with MOOCs (LWMOOCs)*, 116-121.
- Humble, N., & Mozelius, P. (2019). Learning Analytics for Programming Education: Obstacles and Opportunities. In *International Conference of Education, Research, and Innovation*, 6159-6166.
- Johnson, D., Smith, S., & Wang, L. (2020). Challenges and Opportunities in Online Learning: MOOCs and the Role of Computational Thinking. *Journal of Educational Technology & Society*, 23(3), 135-149.
- Kitchenham, B. A., & Charters, S. M. (2007). Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering Version 2.3: Technical Report. Keele University and University of Durham.
- Mansur, D. R., & Altoé, R. O. (2021). Ferramenta Tecnológica para Realização de Revisão de Literatura em Pesquisas Científicas. *Revista Eletrônica Sala de Aula em Foco*, 10(1), 8-28.
- Moreno-Marcos, P. M., *et al.* (2018). Analyzing the predictive power for anticipating assignment grades in a massive open online course. *Behaviour & Information Technology*, 37, 1021-1036.
- Oliveira, M. G. de. (2021). MOOCs and the Future of IT Education. *Journal of Information Technology Education: Research*, 20, 159-178.
- Oliveira, M. G., *et al.* (2018). O Moodle de Lovelace: Um Curso a Distância de Python Essencial, Ativo e Prático para Formação de Programadoras. In *Women in Information Technology (WIT)*. Anais... SBC.
- Onah, D., *et al.* (2019). Learning Analytics for Motivating Self-regulated Learning and Fostering the Improvement of Digital MOOC Resources. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 909.
- Park, Y., & Jo, I-H. (2019). Factors that affect the success of learning analytics dashboards. *Education Tech Research Dev*, 67, 1547-1571.
- Qu, S., *et al.* (2019). Predicting Student Achievement Based on Temporal Learning Behavior in MOOCs. *Applied Sciences*, 9(24).
- Qu, S., *et al.* (2019). Predicting Student Performance and Deficiency in Mastering Knowledge Points in MOOCs Using Multi-Task Learning. *Entropy*, 21(12).
- Rienties, B., *et al.* (2018). Making sense of learning analytics dashboards: A technology acceptance perspective of 95 teachers. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 19(5).

- Shen, H., *et al.* (2020). Understanding Learner Behavior Through Learning Design Informed Learning Analytics. In *ACM Conference on Learning @ Scale (L@S)*, 7, 135-145.
- Shrestha, S., & Pokharel, M. (2019). Machine Learning algorithm in educational data. In *Artificial Intelligence for Transforming Business and Society (AITB)*.
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400.
- Smith, J. A. (2019). Educational Outcomes of Learning through MOOCs in Programming: What Do We Know? *Journal of Computer Assisted Learning*, 35(1), 89-103.
- Verbert, K., *et al.* (2013). Learning Analytics Dashboard Applications. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1500-1509.
- Vinker, E., & Rubinstein, A. (2022). Mining Code Submissions to Elucidate Disengagement in a Computer Science MOOC. In *International Learning Analytics and Knowledge Conference (LAK)*, ACM, 142–151.
- Yee-King, M., Grimalt-Reynes, A., & D'Inverno, M. (2016). Predicting student grades from online, collaborative social learning metrics using K-NN. In *International Conference on Educational Data Mining*, 654-655.
- Zhong, S. H., *et al.* (2017). A computational investigation of learning behaviors in MOOCs. *Computer Applications in Engineering Education*, 25(5), 693-705.