

Revisão Sistemática da Literatura sobre Modelos de Visualizações Utilizados para Analisar Fenômenos Educacionais em Plataformas de LMS

Pamella L.S. de Oliveira¹, Rodrigo Lins Rodrigues², Alexandre M. A. Maciel¹

¹Departamento de Engenharia da Computação – Universidade de Pernambuco (UPE)
Rua Benfica, 455, Madalena – 50720-001 – Recife – PE – Brasil

²Departamento de Educação – Universidade Rural de Pernambuco (UFRPE)
Rua Dom Manoel de Medeiros, s/n, Dois Irmãos – 52171-900 – Recife – PE – Brasil
{pamella.lesilvao,rodrigomuribec}@gmail.com, alexandre.maciel@upe.br

Abstract. *The visualization of information regarding the data of auxiliary students in the teaching-learning process. Therefore, this article aims to answer the following question: “What are the gaps in the literature about works that present visualization models in the educational context?”. For this, this research addresses a systematic review of the literature composed of four stages: tertiary review, planning, conduction and interpretation of results. The results point to the need for works that use: forecasting techniques, detailed visualizations, and analysis of visualization models for the nature of the variables.*

Resumo. *A visualização de informações referentes aos dados de estudantes auxilia no processo de ensino-aprendizado. Logo, este artigo tem o objetivo de responder a seguinte questão: “Quais são as lacunas da literatura acerca dos trabalhos que apresentam modelos de visualizações no contexto educacional?”. Para isso, essa pesquisa aborda uma revisão sistemática da literatura composta por quatro etapas: revisão terciária, planejamento, condução e interpretação dos resultados. Os resultados apontam carência de trabalhos que utilizam: técnicas de predição, visualizações sofisticadas, e análise dos modelos de visualização para a natureza das variáveis.*

1. Introdução

O ensino à distância tem ganhado aceitação devido aos benefícios desta modalidade, como: flexibilidade de horário, maior alcance geográfico e custo mais acessível. As instituições de ensino têm investido na utilização de ferramentas tecnológicas que possibilitam o aprimoramento desta forma de aprendizagem, como exemplo temos os *Learning Management Systems*, conhecidos no Brasil, como Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs).

Com a consolidação da tecnologia no contexto educacional, também foi impulsionado, o desenvolvimento da capacidade de captura de dados sobre vários aspectos das experiências de aprendizagem, realizada por meio da coleta de "pegadas" digitais, ou especificamente logs de uso do sistema que os alunos deixam ao interagir com as plataformas [Matcha *et al.* 2019]. Para isso, muitos estudos vêm utilizando a abordagem de *Learning Analytics* (LA) como forma de explorar esses dados e entender como os alunos aprendem e suas dificuldades.

Além disso, uma das maneiras mais eficazes de fornecer informações educacionais para alunos e instrutores, é por meio de interfaces interativas de

visualização de dados que auxiliam no entendimento e na otimização do processo de ensino-aprendizagem [Silva *et al.* 2018]. Essas visualizações tem o potencial para promover a autonomia dos alunos, motivação, habilidades metacognitivas, consciência, reflexão, monitoramento do progresso, engajamento, comportamento de busca de ajuda e motivação. Como também, são amplamente utilizados para apoiar instrutores a tomar decisões que possam facilitar o gerenciamento das atividades curriculares [Thiruppugal 2020].

Entretanto, alguns estudos da literatura apontam problemas que os modelos de visualização enfrentam. Em Valle *et al.* (2021), os autores mencionam que uma das dificuldades para uma implementação bem sucedida de *Learning Analytics Dashboards* (LADs), é o uso limitado de teorias de aprendizagem para orientar o design e a implementação desses aplicativos. Já em Sedrakyan *et al.* (2018), os autores mencionam que gráficos, tabelas ou outros diagramas, são apresentados sem fornecer mecanismos de suporte, que facilitem sua interpretação. Além disso, no mapeamento sistemático (MP) realizado por Dourado *et al.* (2018), os autores encontraram poucos trabalhos que validaram suas propostas de modelos de visualização, com os atores envolvidos no processo de ensino-aprendizagem.

Desse modo, percebe-se que os modelos de visualizações quando aplicados no contexto educacional, podem auxiliar professores e alunos a melhorar o processo de ensino-aprendizagem. No entanto, ainda existem muitos aspectos que devem ser considerados na implementação. Com isso, este trabalho visa realizar uma revisão sistemática a fim de responder a seguinte questão de pesquisa: “*Quais são as lacunas da literatura acerca dos trabalhos que apresentam modelos de visualizações no contexto educacional?*”. Para isso, este estudo realizou uma revisão sistemática da literatura contando com as etapas de: revisão terciária, planejamento, condução e discussão dos resultados.

2. Fenômenos Educacionais e Learning Analytics

A literatura menciona diversos fenômenos educacionais e a importância que eles têm para entender fatores relacionados à aprendizagem. Dentre os mais mencionados estão: autorregulação, *feedback*, emoção, motivação e engajamento. Sendo o engajamento o fenômeno educacional mais comum nas pesquisas. Em Carrillo *et al.* (2017), o engajamento é dividido em três tipos: (1) engajamento motivacional, inclui interesse, afeto e valores percebidos pelos alunos durante a realização de tarefas de aprendizagem; (2) engajamento comportamental, refere-se a ações observáveis dos alunos durante a realização de uma tarefa de aprendizagem; e o (3) engajamento cognitivo, que está relacionado à implantação de estratégias de aprendizagem.

Outro fenômeno recorrente nos estudos é a autorregulação da aprendizagem, do inglês, *Self-Regulated Learning* (SRL), que refere-se ao cenário em que os alunos são ativos, responsáveis por seu próprio processo, e capazes de conhecer e decidir a abordagem da aprendizagem [Yang *et al.* 2018]. Já o fenômeno de *feedback* pode ser definido como um processo interativo no qual a saída ou o efeito de uma ação, é retornado para modificar a próxima ação em direção a um objetivo [Sedrakyan *et al.* 2018]. E a emoção em estudos educacionais, afeta a atenção dos alunos, a motivação para aprender, as estratégias de aprendizagem, a autorregulação, a reflexão sobre seus

sentimentos em relação ao conteúdo do curso e indica seu envolvimento nas discussões em grupo [Zeng *et al.* 2021]. Por fim, o fenômeno da motivação desempenha um papel essencial nos resultados da aprendizagem e no envolvimento dos alunos com as tarefas [Valle *et al.* 2021]

Além dos fenômenos citados acima, ainda pode ser encontrado estudos que abordam: frequência em sala de aula [Ullah *et al.* 2020]; orientação acadêmica oferecida aos alunos [Gutierrez *et al.* 2020]; risco de reprovação/desistência no curso [Safsouf *et al.* 2021; Bañeres *et al.* 2020], sincronia ao assistir a aula [Fujii *et al.* 2018]; e as dificuldades no aprendizado [Liu *et al.* 2020].

Para auxiliar o processo de entendimento desses fenômenos educacionais, vários estudos têm utilizado o campo de *Learning Analytics* (LA). Segundo Safsouf *et al.* (2021), a LA visa explorar o potencial oculto dos dados de interação gerados em ambientes de aprendizagem online, e é definido como a detecção, coleta, análise e exploração de vestígios digitais deixados pelos alunos em suas atividades diárias. Em Jayashanka *et al.* (2022), são citados quatro tipos de LA: (1) análise prescritiva - ajuda os alunos a atingir seus objetivos de aprendizagem; (2) análise preditiva - prever o que acontecerá a seguir com base na análise de eventos passados; (3) análise diagnóstico - explica por que uma coisa em particular aconteceu analisando dados; e (4) análise descritiva - mostra o que aconteceu usando gráficos.

Além disso, podemos destacar duas subáreas de exploração da LA: a *Learning Analytics Dashboards* (LADs) - interface de software que agrega diferentes indicadores sobre alunos, processo(s) de aprendizagem e contexto(s) de aprendizagem em visualizações [Jayashanka *et al.* 2022]; e a *Visual Learning Analytics*, definida por Vieira *et al.* (2018), como o uso de ferramentas e métodos computacionais para entender fenômenos educacionais por meio de técnicas de visualização interativa. Apesar das duas subáreas utilizarem visualizações, pode se destacar como principal diferença o uso de interface de software associada aos LADs.

As visualizações podem ser definidas como uma forma de representar dados abstratos em formas visuais, que dá aos usuários uma compreensão mais clara dos fenômenos que estão sendo representados e a capacidade de interagir dinamicamente com os dados, para descobrir padrões e conhecimentos relevantes [Silva *et al.* 2018]. Logo, a visualização de dados pode ser utilizada tanto como forma de representar visualmente os padrões identificados por algoritmos de aprendizagem de máquina, quanto como ferramenta para descoberta de padrões [Dourado *et al.* 2018].

Diante disso, as análises visuais são úteis para a autoconsciência e a autorreflexão dos alunos. Quanto para os instrutores ou outras partes interessadas, irão servir como suporte para a tomada de decisões pedagógicas, possibilitando a melhoria na eficiência e na qualidade do ambiente de aprendizagem online [Mubarak *et al.* 2021].

3. Revisão Sistemática da Literatura

Seguindo Felizardo *et al.* (2017) essa RSL foi conduzida por meio de um processo que envolveu quatro fases: revisão terciária (seção 3.1), planejamento (seção 3.2), condução (seção 3.2) e discussão dos resultados (seção 4).

3.1 Revisão Terciária

Ao realizar a revisão terciária (RT), foram encontradas, nos repositórios de buscas 21 revisões e mapeamentos sistemáticos que abordavam: educação, engajamento, machine learning, e visualização de dados. Com a leitura destes estudos, foi possível encontrar algumas lacunas.

A primeira lacuna encontrada refere-se ao uso das teorias de aprendizagem nos estudos. Na revisão sistemática de Bodily e Verbert (2017), os resultados apontaram que a maioria dos LADs não se baseava em nenhuma teoria educacional estabelecida. Resultado semelhante foi encontrado na revisão de Dourado *et al.* (2018), onde apenas dois trabalhos, utilizaram efetivamente alguma teoria da aprendizagem como alicerce para construção de suas visualizações.

Corroborando com a primeira lacuna e mostrando a segunda, os resultados da revisão sistemática dos autores Vieira *et al.* (2018), demonstram que a plena integração de teorias pedagógicas e visualizações sofisticadas, ainda não estão presentes na literatura existente. Reforçando a lacuna sobre visualização, nas revisões sistemáticas de Dourado *et al.* (2018) e de Schwendimann *et al.* (2017), mostram que os tipos de gráficos mais utilizados são gráficos simples, como histograma e gráfico de linhas.

Por fim, a terceira lacuna encontrada está relacionada com validações com o usuário. Em Schwendimann *et al.* (2017), os autores mencionam que as experiências do usuário e os problemas de usabilidade, são outro desafio ao implementar painéis de visualização. Reforçando essa lacuna, os resultados do mapeamento sistemático realizado por Alves *et al.* (2018), mostram que em apenas dois estudos foram propostas soluções de design participativo, no entanto apenas um apresentou avaliação da solução.

Com isso, percebe-se que apesar de já existirem revisões sistemáticas sobre o tema, ainda existem lacunas referentes aos modelos de visualização no contexto educacional. Levando em consideração esse cenário, essa RT serviu como base para elaborar uma RSL mais atualizada suprimindo questões ainda não exploradas e verificando se ainda existem as lacunas encontradas nas revisões mencionadas.

3.2 Revisão das Lacunas

Na etapa do planejamento foi definido o protocolo desta RSL de forma a responder a questão principal. As etapas do protocolo seguem o fluxograma da Figura 1.

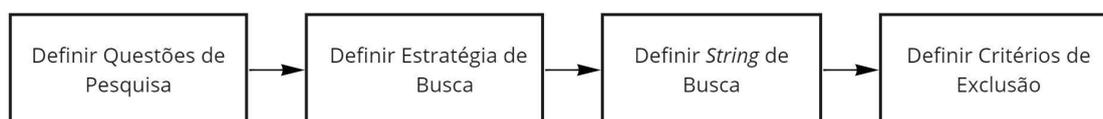


Figura 1. Fluxograma do protocolo da RSL.

As etapas apresentadas na Figura 1 serão descritas em detalhes nas subseções a seguir.

3.2.1 Questões de pesquisa

A partir das três lacunas identificadas na RT foram definidas as questões de pesquisa desta RSL. Como a primeira lacuna discutiu sobre teorias educacionais, então não foi escopo discutir novamente na RSL, mas para complementar com o contexto

educacional, foi criada a QP1 com foco nos fenômenos educacionais. A segunda lacuna foi complementada com a QP3 e QP4. A terceira lacuna deu como base para a QP5. E por fim, a QP2 foi adotada para identificar o uso de machine learning.

- QP1- Quais fenômenos educacionais as pesquisas estão buscando analisar?
- QP2- Quais são os trabalhos que utilizam de forma conjunta machine learning com visualização de dados?
- QP3- Quais tipos de gráficos têm sido utilizados para proporcionar uma visualização de fácil compreensão aos usuários?
- QP4- Quais trabalhos apresentam especificações dos melhores modelos de visualizações para determinadas naturezas de variáveis?
- QP5- São utilizadas técnicas para avaliação dos modelos de visualizações com os usuários?

3.2.2 Estratégia de Busca

Na segunda etapa do protocolo, foram definidas as seguintes fontes de pesquisa: *IEEE Explorer*, *Springer Link*, *Science Direct* e *Scopus*. Essas fontes de pesquisa foram escolhidas por incluírem artigos publicados em diversas conferências, bem como publicações da área de tecnologia e de educação. Além disso, foi aplicado o filtro para considerar apenas estudos entre os anos de 2016 e 2022. Já, na terceira etapa do protocolo, a partir das palavras-chave da questão central, combinados com termos correlatos e sinônimos, foi definido a seguinte *string* de busca: “*dashboard*” OR “*visualization*” AND “*engagement*” AND “*education*”.

3.2.3 Critérios de Exclusão

Na quarta etapa do protocolo, com base nos objetivos deste estudo foram definidos que serão excluídos trabalhos que sejam: revisões e mapeamentos sistemáticos; trabalhos duplicados; trabalhos incompletos; e trabalhos que não são escritos em inglês nem em português, para evitar distorções na tradução.

Após a definição dos critérios de exclusão foi finalizada a etapa de planejamento e deu início a etapa de condução. Nesta etapa, foram utilizadas a estratégia de busca e os critérios de exclusão definidos. Com isso, foram selecionados trinta e dois estudos. A distribuição dos trabalhos ao longo dos anos é mostrada na Figura 2.

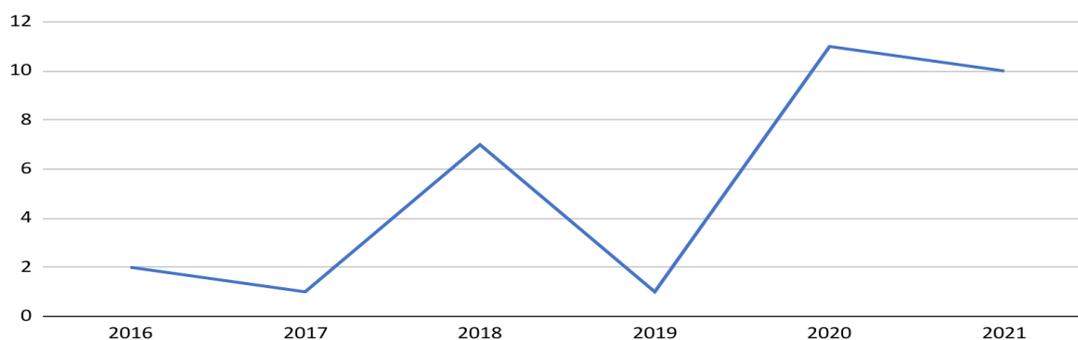


Figura 2. Distribuição por ano dos estudos selecionados.

Ao analisar a Figura 2, percebe-se que a maioria dos estudos selecionados foram dos anos 2020 e 2021.

4. Análise e Discussão dos Resultados

Após finalizar as etapas de planejamento e condução, os trinta e dois trabalhos selecionados foram lidos por completos para responder às questões de pesquisa.

4.1. QP1- Quais fenômenos educacionais as pesquisas estão buscando analisar?

Com a leitura dos estudos selecionados foram encontrados alguns fenômenos como mostra a Figura 3.

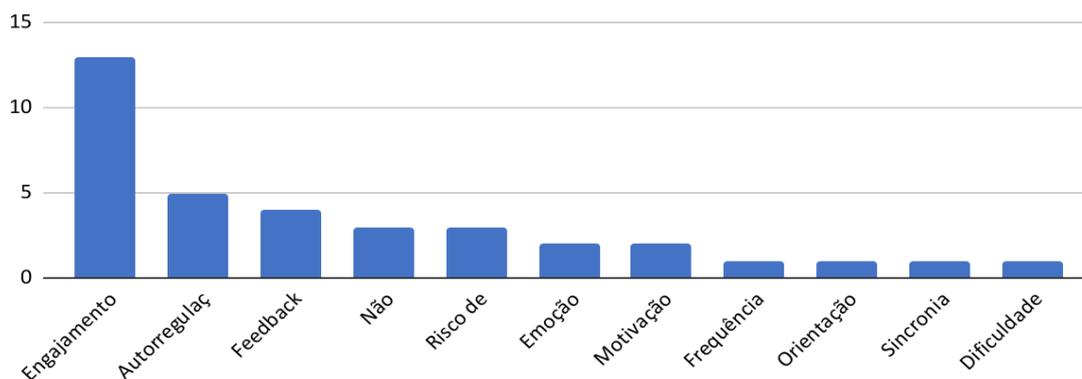


Figura 3. Quantidade de fenômenos educacionais encontrados na RSL.

Apesar do fenômeno do engajamento estar incluso na *string* de busca desta RSL, ao analisar a Figura 3, percebe-se que este foi abordado como fenômeno principal somente em treze estudos. Já os demais estudos, apenas mencionaram o engajamento mas tiveram como foco principal outros fenômenos educacionais, desses: seis fenômenos diferentes foram citados em no máximo cinco estudos e três foram explanados uma única vez.

Dos estudos que abordaram o engajamento como fenômeno principal, pode-se citar o trabalho de Leng e Pawelka (2020), que desenvolveu uma ferramenta de análise visual de aprendizagem, para apoiar o engajamento cognitivo. Já entre os fenômenos que apareceram em até cinco estudos, pode-se mencionar a emoção, que foi discutido em dois estudos, um deles é o de Zheng *et al.* (2020), onde os autores analisaram a emoção dos professores ao visualizar as informações dos alunos em um dashboard. Além disso, dos que foram citados, apenas em um estudo pode-se usar como exemplo a orientação acadêmica encontrada em Gutierrez *et al.* (2020), onde os autores desenvolveram um dashboard para apoiar o processo de tomada de decisão de orientadores acadêmicos, por meio de análises comparativas e preditivas das disciplinas.

Por fim, outro achado importante nesta questão de pesquisa, é que apenas três estudos não abordam nenhum fenômeno educacional específico. Como o de Peral *et al.* (2016), que analisaram a importância de escolher os indicadores chave de desempenho nos *dashboards*.

4.2. QP2- Quais são os trabalhos que utilizam de forma conjunta machine learning com visualização de dados?

Apenas nove estudos utilizam alguma técnica de *machine learning*: a inteligência artificial foi abordada em dois estudos, um deles foi o de Fujii *et al.* (2018), que utilizou

reconhecimento facial para capturar os rostos dos alunos com objetivo de ajudar os professores a analisarem quanto os alunos estão em sincronia em uma sala de aula; a análise de redes sociais, do inglês, *Social Network Analysis* (SNA), foi utilizada apenas no estudo de Zheng *et al.* (2020) para visualizar o estado dinâmico da interação do estudante durante uma discussão; o agrupamento, foi utilizado em dois estudos, sendo um deles o de Mubarak *et al.* (2021), que utilizou para obter o conhecimento dos vídeos mais desejados entre os alunos; a classificação, foi utilizada em dois estudos, um deles foi o de Peral *et al.* (2016), para encontrar os indicadores chave de desempenho adequados para associar a cada objetivo de negócio.

Além disso, a análise preditiva foi utilizada em quatro, sendo dois deles juntamente com outras técnicas citadas acima. Dos que utilizaram apenas predição podemos citar o estudo de Valle *et al.* (2021), que utilizou um modelo *Naïve Bayes* (NB) para prever a probabilidade de os alunos receberem uma nota de letra A, B, C ou D/E ao final do curso. Já em Safsouf *et al.* (2021) foi realizada a previsão das taxas de evasão dos alunos.

4.3. QP3- Quais tipos de gráficos têm sido utilizados para proporcionar uma visualização de fácil compreensão aos usuários?

Na Figura 4 são apresentados quatorze tipos diferentes de gráficos que foram utilizados pelos estudos selecionados.

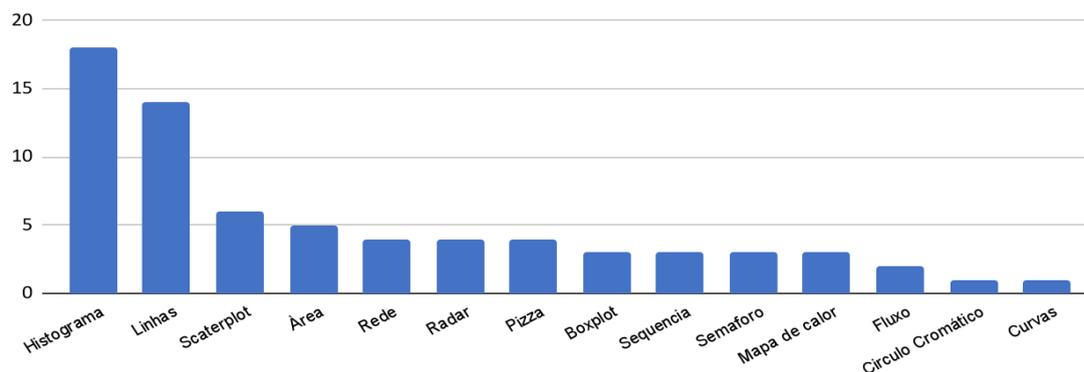


Figura 4. Quantidade de tipos de gráficos encontrados na RSL.

Ao analisar a Figura 4 percebe-se que os gráficos mais utilizados referem-se a metáforas (formas) simples de visualização, desses, os mais usados são o histograma e o de linha. Já os gráficos mais sofisticados são pouco utilizados, pode-se ver o uso de dois tipos: o círculo cromático e o gráfico de curvas. O círculo cromático foi utilizado em Zeng *et al.* (2021) para descrever as emoções de uma pessoa selecionada com diferentes fatores, como tamanho do rosto e oclusão. O gráfico usando curvas foi utilizado em Mubarak *et al.* (2021) onde as curvas representam os eventos de salto para frente e para trás que os alunos executaram ao assistir um vídeo.

4.4. QP4- Quais trabalhos apresentam especificações dos melhores modelos de visualizações para determinadas naturezas de variáveis?

Em apenas cinco estudos apresentaram especificações das melhores metáforas de visualizações para determinadas naturezas de variáveis.

Em dois estudos, é mencionada a importância dessa abordagem. Em Yizhou et al. (2021), os autores mencionam que o aumento da quantidade de dados a serem processados, exige uma seleção e apresentação adequada dos dados, para a resolução de problemas específicos. Corroborando, em Farahmand *et al.* (2020), os autores mencionam a importância no projeto dos LADs de selecionar a visualização correta, pois a escolha das visualizações adequadas pode ajudar os alunos a entender melhor seu progresso no ambiente online.

Já nos outros três estudos, os autores apresentam de forma direta os melhores modelos de visualizações para determinadas naturezas de variáveis. Sedrakyan *et al.* (2018), mencionaram que a visualização de gráficos de linha é usada para dar suporte ao reconhecimento do progresso durante períodos de tempo específicos. Já para a análise comparativa, é utilizado gráficos de área que ajudam a destacar a cobertura. Zeng *et al.* (2021), buscaram responder a seguinte pergunta: “que tipo de requisitos de design são necessários pelos professores e pais para melhor analisar as emoções dos alunos em vídeos em sala de aula?”. Os autores concluíram que para analisar as emoções o gráfico de pizza não é o ideal, sendo o design de barra empilhada horizontal o mais adequado.

Por fim, Mubarak *et al.* (2021), afirmam que técnicas tradicionais de visualização estatística, como gráfico de barras, gráfico de caixa, gráfico de pizza e gráfico de dispersão, são empregadas para resumir dados e representá-los como grupos. Já o gráfico matemático – diagrama nó-link – é usado para visualizar interações entre os participantes. E os modelos mais avançados são utilizados, por exemplo, para representar sequência de cliques em vídeo.

4.5. QP5- São utilizadas técnicas para avaliação dos modelos de visualizações com os usuários?

A maioria dos estudos (62,5%), utilizaram alguma técnica de avaliação com o usuário. A maior parte dos estudos utilizaram experimentos onde o usuário testava as ferramentas desenvolvidas para dar feedback referente a usabilidade e funcionalidade.

Outras técnicas também foram utilizadas, por exemplo: Farahmand *et al.* (2020), utilizaram a avaliação formativa e a somativa. A avaliação formativa foi realizada para testar a usabilidade e facilidade ao usar o *dashboard*. Já a avaliação somativa, foi realizada usando o *dashboard* em cursos online para coletar dados para teste de hipótese. Jayashanka *et al.* (2022), aplicaram o Design Science Research Process (DSRP), que conta com cinco etapas: conhecimento, sugestão, desenvolvimento, avaliação e conclusão. Na segunda etapa, foram realizadas pesquisas para obter os requisitos esperados pelos usuários, e na quarta etapa, foram realizados experimentos com os usuários.

5. Conclusões

O campo de *Learning Analytics* permite que a grande quantidade de dados que são deixados em ambientes de aprendizado online, sejam coletados, analisados e visualizados. Essas visualizações auxiliam no processo de ensino-aprendizagem. Visto que, os alunos podem refletir e melhorar fenômenos educacionais como: autorregulação, engajamento, motivação. Já os professores podem tomar decisões para melhorar os conteúdos dos cursos e auxiliar os alunos que possam estar em risco de reprovação e/ou

desistência. No entanto, na literatura existem lacunas relacionadas aos modelos de visualizações.

A partir das questões de pesquisa adotadas, foram identificadas as seguintes lacunas na literatura: poucos trabalhos utilizaram técnicas de machine learning, principalmente, técnicas para realizar uma análise preditiva; somente dois estudos utilizaram gráficos sofisticados; apenas cinco trabalhos mostraram a importância da relação entre modelos de visualizações e a natureza das variáveis. Além disso, também foi identificado que a maioria dos estudos se baseia em algum fenômeno educacional e que realizam validações dos modelos de visualização com os usuários. Logo, percebe-se que algumas das lacunas encontradas na RSL corroboram e outras mostram cenários diferentes das encontradas na RT, isso pode ter relação com o período de publicação dos trabalhos, dado que, a maioria dos trabalhos encontrados na RT são de 2018 e os encontrados na RSL são de 2020, o que indica que apesar dos anos algumas lacunas ainda não foram preenchidas.

De modo geral, percebe-se a importância de modelos de visualizações para possibilitar uma fácil percepção das informações que auxiliarão professores e alunos no processo de ensino-aprendizagem. Com isso, pretende-se em trabalhos futuros elaborar modelos de visualização que contemplem essas lacunas encontradas.

Referências

- Alves, D. D., Rosa, J. C. S. e Matos, E. F. (2018) “Design Participativo na Comunidade Brasileira de Informática na Educação: um mapeamento sistemático”, In: Congresso Brasileiro De Informática Na Educação, p. 828-837.
- Bañeres, D., Rodríguez, M. E., Guerrero-Roldán, Ana E., *et al.* An Early Warning System to Detect At-Risk Students in Online Higher Education. Applied Sciences, v. 10, n. 13, p. 4427, 2020.
- Bodily, R. e Verbert, K. (2017) "Review of Research on Student-Facing Learning Analytics Dashboards and Educational Recommender Systems," in IEEE Transactions on Learning Technologies, pp. 405-418.
- Carrillo, R. *et al.* (2017) “Dashboard for Monitoring Student Engagement in Mind Mapping Activities”, In: IEEE 17th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT). p. 433-437.
- de Leng, B. e Pawelka, F. (2020) “The use of learning dashboards to support complex in-class pedagogical scenarios in medical training: how do they influence students’ cognitive engagement?”, Research and Practice in Technology Enhanced Learning.
- Dourado, R. *et al.* (2018) “Mapeamento Sistemático sobre o uso de Visualização de Dados para Análise Processual da Aprendizagem em Ambientes Virtuais”, In: VII Congresso Brasileiro de Informática na Educação, Fortaleza, CE.
- Farahmand, A., Dewan, M.A.A. e Lin, F. (2020) "Student-Facing Educational Dashboard Design for Online Learners," In: IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress, pp. 345-349.
- Felizardo, R. *et al.* (2017) “Revisão sistemática da literatura em engenharia de software : teoria e prática”, In: Elsevier, Rio de Janeiro, Brasil.
- Fujii, K. *et al.* (2018) “Sync Class: Visualization System for In-Class Student Synchronization”. In Proceedings of the 9th Augmented Human International Conference (AH '18), p. 1–8.

- Gutiérrez, F., Seipp, K., Ochoa, X., *et al.* LADA: A learning analytics dashboard for academic advising. *Computers in Human Behavior*, v. 107, p. 105826, 2020.
- Jayashanka, R., Hettiarachchi, E. e Hewagamage, K. P. (2022). “Technology Enhanced Learning Analytics Dashboard in Higher Education”, In: *The Electronic Journal of e-Learning*, pp. 151-170.
- Liu, Z., Levina, V., Frolova, Y. Information Visualization in the Educational Process: Current Trends. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, v. 15, n. 13, p. 49, 2020.
- Matcha, W. *et al.* (2019) “A Systematic Review of Empirical Studies on Learning Analytics Dashboards: A Self-Regulated Learning Perspective”, In: *IEEE Transactions on Learning Technologies*. p. 1-1.
- Mubarak, A.A. *et al.* (2021) “MOOC-ASV: analytical statistical visual model of learners’ interaction in videos of MOOC courses”, In: *Interactive Learning Environments*”.
- Peral, J., Maté, A. e Marco, M. (2016) “Application of Data Mining techniques to identify relevant Key Performance Indicators”, *Computer Standards & Interfaces*.
- Safsouf, Y. Mansouri, K. e Poirier, F. (2021) “Experimental Design of Learning Analysis Dashboards for Teachers and Learners”, In: *Proceedings of the Eighth ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, p. 347–350.
- Schwendimann, B.A. *et al.* (2017) "Perceiving Learning at a Glance: A Systematic Literature Review of Learning Dashboard Research," In: *IEEE Transactions on Learning Technologies*, pp. 30-41.
- Sedrakyan, G. *et al.* (2018) “Linking Learning Behavior Analytics and Learning Science Concepts: Designing a Learning Analytics Dashboard for Feedback to Support Learning Regulation”, In: *Computers in Human Behavior*.
- Silva, N. A. de L. *et al.* (2018) “Investigating the suitability of multi-dimensional data visualization as an instrument for assisting distance learning instructors”, In: *Congresso Brasileiro De Informática Na Educação, Fortaleza (CE)*, p. 399-408.
- Thiruppugal, M. (2020) “An Investigation Into the Design of Learning Analytic Dashboards (LAD) for the Enhancement of Motivation, Engagement and Achievements in an E-Learning Environment”, In: *Proceedings of the 33rd International BCS Human Computer Interaction Conference (BCS HCI 2020)*.
- Ullah, F., Sepasgozer, S., Tahmasebinia, F., *et al.* Examining the impact of students’ attendance, sketching, visualization, and tutors experience on students’ performance: a case of building structures course in construction management. *Construction Economics and Building*, v. 20, n. 3, 2020.
- Valle, N. *et al* (2021) “The influence of task-value scaffolding in a predictive learning analytics dashboard on learners' statistics anxiety, motivation, and performance”, In: *Computers & Education*.
- Vieira, C., Parsons, P. e Vetria Byrd, V. (2018) “Visual learning analytics of educational data: A systematic literature review and research agenda”, In: *Computers & Education*, p. 119-135,
- Yang T.-C., Chen M.C. e Chen S.Y. (2018). “ The influences of self-regulated learning support and prior knowledge on improving learning performance”, In: *Computers & Education*, p. 37-52.
- Yizhou, F. *et al.* (2021), “Learning Analytics to Reveal Links Between Learning Design and Self-Regulated Learning”, In: *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, p. 980–1021.
- Zeng, H. *et al.* (2021) "EmotionCues: Emotion-Oriented Visual Summarization of Classroom Videos," In *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, p. 3168-3181.
- Zheng, J. *et al* (2020) “Self-regulation and emotion matter: A case study of instructor interactions with a learning analytics dashboard”, In: *Computers & Education*.