

Métodos e Aplicações de *Learning Analytics* no Ensino Corporativo: Uma Revisão Sistemática Literária

Pâmela Guimarães da Costa, PIT-ICT/UNIFESP, pg.costa@unifesp.br,
<https://orcid.org/0000-0003-3478-5486>.

Tiago de Oliveira, PIT-ICT/UNIFESP, tiago.oliveira@unifep.br,
<https://orcid.org/0000-0002-3676-5967>.

Flávia C. M. Q. Mariano, PIT-ICT/UNIFESP, flavia.queiroz@unifesp.br,
<https://orcid.org/0000-0002-0963-702X>.

Resumo: *Learning Analytics* (LA) representa a transformação dos dados gerados por Sistemas Gerenciadores de Aprendizagem (LMS) em conhecimento, tornando-se subsídio para tomada de decisões. Essa abordagem ocorre em forma de painéis, *dashboards*, relatórios, entre outras ferramentas que proporcionem a apresentação do conhecimento dos dados, e assim, possibilitam a disposição destes para a tomada de decisão das partes interessadas. Pela representatividade da aprendizagem formal, o conceito de LA é amplamente aplicado, surgindo comumente oportunidades e necessidades de interpretação dos dados impulsionados pelos avanços na utilização dos LMS como centralizadores de informação. Porém, no Ensino Corporativo (EC) essa utilização é discreta e propicia a oportunidade de personalização do método para este aprendiz corporativo que possui características únicas. Com isso, o objetivo deste artigo é entender as formas empregadas de LA envolvendo LMS em diferentes formas de ensino a fim de entender sua aplicabilidade no EC. O método aplicado foi uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL). O resultado foi estruturado em quatro taxonomias para identificar métodos e estratégias, ferramentas utilizadas, identificação das partes interessadas e medição por métricas e indicadores. Este artigo avaliou 1296 materiais científicos publicados entre 2017 e 2021, selecionando 50 exemplares relevantes ao tema, onde, mesmo com poucos exemplares correspondendo diretamente LA ao EC, foi possível abstrair informações aplicáveis aos objetivos das questões de pesquisa propostas.

Palavras-chaves: *Learning Analytics*, Ensino Corporativo, Educação Corporativa, Revisão Sistemática Literária.

Methods and Applications of Learning Analytics in Corporate Teaching: A Systematic Literary Review

Abstract: *Learning Analytics* (LA) represents the transformation of data generated by Learning Management Systems (LMS) into business knowledge that serves as input for decision making. This approach happens through roles, dashboards, reports, and other tools that provide the presentation of data knowledge, and so, make possible the availability for the decision makers. The concept of LA is largely applied by the representativeness of the formal knowledge, generally emerging opportunity and needs of data interpretation boosted by the advances in use of those LMS as information centralizers. Although, in Corporate Education (EC) this use is discrete and provides a chance to custom the method for this corporate student that possess unique needs. Therefore, the objective of this paper is to understand the ways used by LA involving LMS in different learning ways when trying to understand its aplcability in EC. The method applied was a Systematic Review of Literature (SRL). The result was structured in four taxonomies to identify methods and strategies, used tools, stakeholders and measuring by metrics and indicators. This paper evaluated 1296 scientific papers published between 2017 and 2021, selecting 50 relevant exemplaries to the theme, where, even with few exemplaries corresponding directly LA to EC, was possible to summarize applicable information to the research proposed question objectives.

Keywords: *Learning Analytics*, Corporate Teaching, Corporate Education, Systematic Literature Review.

1. Introdução

A aprendizagem é um processo pelo qual um indivíduo adquire novos conhecimentos, habilidades, valores, atitudes e comportamentos (ORMROD, 2016). Esse processo pode ocorrer de várias maneiras, incluindo a observação, a experiência direta, a instrução formal, a prática e a interação com outros indivíduos (BRANSFORD, et al., 2000). Trata-se de um processo contínuo e dinâmico, que ocorre ao longo da vida e pode ser influenciado por fatores diversos como o ambiente, a motivação e a capacidade cognitiva (DRISCOLL, 2005), podendo ocorrer tanto em contextos formais, como escolas e universidades, quanto em contextos informais (ELIAS, 2011). Na busca por maximizar a aprendizagem e agregar inovação tecnológica à educação surgiram os LMS, os quais são responsáveis por acomodar e sustentar diversos formatos de objetos educacionais, criando um ambiente virtual de aprendizagem através da gestão de conteúdos digitais, fornecendo uma interface facilitada com o aprendiz (YASSINE et al., 2016). Além de fornecer uma interface atrativa, os LMS registram detalhadamente em seus bancos de dados todas as interações do aprendiz com a ferramenta, como conteúdos acessados, tempo de acesso, notas em avaliações, avaliações de reação, matriz de competência, entre outros dados. Com a disponibilidade dessas bases de dados dos LMS e o avanço da ciência de dados, deu-se o interesse em como essas informações podem ser utilizadas para melhorar o ensino e a aprendizagem. Neste momento vemos o surgimento do *Learning Analytics* (LA) como forma de interagir com esses dados (FILATRO, 2020).

O LA é o processo de coleta, análise e interpretação de dados relacionados ao desempenho do aprendiz e a interação com os recursos educacionais buscando melhorar o processo de aprendizagem e o desempenho. Isso envolve a aplicação de técnicas analíticas para identificar padrões nos dados de aprendizado e na utilização desses padrões para melhorar a tomada de decisões e fornecer *feedback* personalizado as partes interessadas do processo. As entregas das informações podem ser feitas via relatórios ou painéis com métricas e indicadores de fácil acesso para garantir a eficácia do uso pelas partes de interesse (BIENKOWSKI et al., 2012). Nesta função, os *dashboards* são ferramentas poderosas que podem ser exploradas e permitem aos *stakeholders* alcançarem percepções dos dados sem muito esforço (VÁZQUEZ-INGELMO et al., 2019). Estes insumos de informações estruturadas e enriquecidas auxiliam no diálogo entre as partes interessadas para entender as oportunidades de conversão de valores (GAVILANES-SAGNAY et al., 2018). O LA tem o potencial de fornecer *insights* valiosos sobre o desempenho dos aprendizes e pode ser usado para melhorar a qualidade do ensino e a experiência de aprendizado; em um cenário onde o digital é cada vez mais predominante, o LA apresenta aplicações de valor.

Um facilitador tecnológico do ensino digital é o LMS, porém esse sistema é comumente usado em instituições de ensino formal, como escolas, faculdades e universidades. Embora as empresas também possam usar plataformas de gerenciamento de aprendizado, como o LMS, é verdade que elas são menos comuns no ensino corporativo (BELDARRAIN, 2006). Existem algumas razões para isso, como as diferenças nos objetivos de aprendizagem, tendo em que as instituições de ensino formal geralmente têm o objetivo de fornecer uma ampla gama de habilidades e conhecimentos para os alunos, enquanto o ensino corporativo tem como objetivo fornecer treinamento específico para os funcionários em habilidades relevantes para o trabalho. Também ocorre diferenças nos direcionamentos e priorização de recursos disponíveis, tendo em vista que as instituições de ensino formal geralmente têm maiores investimentos em tecnologias de aprendizado, pois o ensino é o objetivo principal, enquanto as instituições corporativas, podendo ser de diversos setores de negócio, tendem a ter menos recursos disponíveis destinados a investimentos em tecnologias de treinamento. E, por fim, ainda existem diferenças na cultura de aprendizagem, pois as instituições de ensino formal têm uma cultura mais estabelecida de aprendizado, com um foco

em aulas regulares e avaliações, enquanto as empresas podem ter uma cultura de aprendizagem voltada a educação continuada, as necessidades das funções de trabalho e na experiência prática (VALIUKENAS et al., 2004). No entanto, é importante observar que muitas empresas estão começando a adotar plataformas de gerenciamento de aprendizado, para gerenciar seu treinamento e desenvolvimento de funcionários.

À medida que a educação e o treinamento continuam a evoluir, é possível que vejamos um aumento no uso de plataformas de gerenciamento de aprendizado no ensino corporativo (HILL, 2013). Para estes aprendizes corporativos, temos uma lacuna entre a pesquisa científica e a pesquisa orientada para a prática no âmbito de aplicação de LA (DE CAMPOS, 2018). Os *stakeholders* no ensino são os indivíduos ou grupos que possuem um interesse legítimo no processo educacional, ou seja, pessoas ou entidades que são afetadas ou afetam a educação e têm interesse direto no sucesso do sistema educacional (FREEMAN, 2010). No ensino formal, temos os alunos, pais, professores, funcionários escolares, administradores, comunidade local, empresas, governo e outros grupos que possam ser afetados pelas decisões educacionais. Quando falamos em EC, estes *stakeholders* são relacionados ao ambiente corporativo, sendo liderança de time, auditorias, setores de desenvolvimento humano, entre outras partes que diferem da estrutura de interesse do ensino formal (FILATRO, 2020). Porém, existem poucos estudos empíricos sobre o direcionamento de LA na aplicação no EC que atenda a demanda deste perfil de *stakeholders*. A maioria dos estudos visam medir etapas e não o impacto sobre as partes interessadas (VIBERG et al., 2020).

2. Metodologia de Pesquisa

Nesta pesquisa, foi desenvolvida uma revisão sistemática literária (RSL), sendo sua condução baseada nos métodos aplicados e protocolos do modelo proposto por *Kitchenham e Chasters* (KITCHENHAM & CHASTERS, 2007). Na figura 1 é disposto um esquemático com as etapas de construção desta RSL. Nesta figura é possível notar três etapas de atuação. A etapa 1 trata do planejamento, é neste momento onde a relevância da RSL é apresentada pelas questões de pesquisa a serem respondidas com este estudo. Ainda nesta etapa, é estruturado, discutido e definido um protocolo para a revisão. Já na etapa 2, é onde ocorre a preparação das premissas para a extração dos dados, selecionando os estudos primários, definindo critérios de qualidade, realizando a extração dos dados de interesse e a síntese das informações. Por fim, a etapa 3 consiste na documentação do estudo, sendo apresentados as conclusões do desenvolvimento e os resultados encontrados.

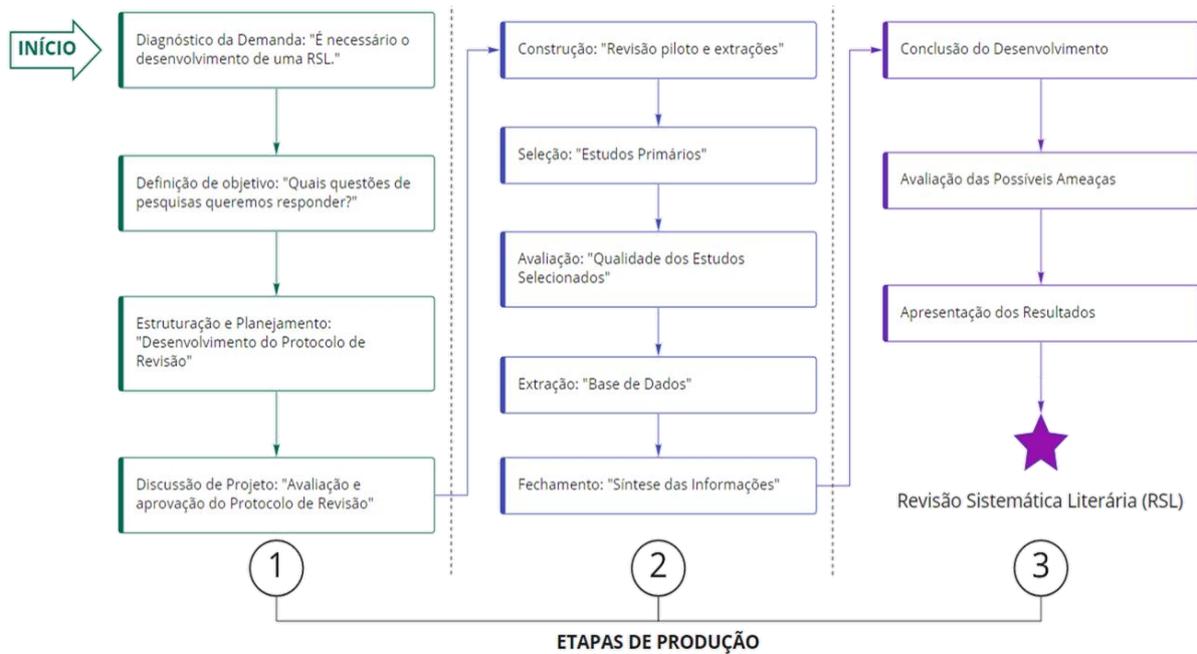


Figura 1. Esquemático das três etapas de produção (1-planejamento, 2-condução e 3-documentação) elencadas para o desenvolvimento desta RSL (Fonte: Autor).

2.1. Questões de Pesquisa

O objetivo desta RSL é identificar, interpretar e analisar estudos e evidências correlacionados ao tema de LA aplicado ao EC. Assim, pretendemos responder às questões de pesquisa descritas na Tabela 1.

Tabela 1. Questões de pesquisas e suas motivações e descrições.

Questões de Pesquisa	Motivação e Descrição
RQ1: Quais foram as oportunidades identificadas para serem tratadas/solucionadas em LA?	O objetivo desta questão é extrair as reflexões feitas pelos autores em relação às oportunidades de melhoria e atuação que foram levantadas para serem solucionadas ou estudadas com LA.
RQ2: Quais foram os principais desafios descritos para a implementação/aplicação do método proposto?	Nesta questão, o intuito é relacionar os desafios encontrados pelos pesquisadores ao aplicarem e implementarem o método proposto.
RQ3: Quais ferramentas foram utilizadas para realizar as transformações, manipulações, análises descritivas das informações e interface com bancos de dados?	Para esta questão, o objetivo é relacionar quais ferramentas foram utilizadas para realizar a análise, limpeza e preparação dos dados, quais linguagens de programação ou <i>softwares</i> foram escolhidos.

(Fonte: Autor).

2.2. Estratégia de Busca

A estratégia de busca adotada para este estudo inclui a utilização de uma *string* para realização de uma busca automática nos bancos de dados contendo materiais da literatura técnica e acadêmica, definida com a consideração dos principais termos que envolvem o objetivo da investigação (LA, EC, Métodos e Análises e *Dashboards*). Além disso, também foi utilizada a inserção manual de trabalhos correlatos. Sendo assim, o desenvolvimento do protocolo de revisão ocorreu destacando termos relacionados a população, intervenção, critérios de comparação, resultados e contexto (PICOC) (KITCHENHAM & CHASTERS, 2007), tendo como foco a busca por estudos apenas de natureza primária. Os bancos de dados escolhidos para a coleta dos insumos foram ACM Digital Library, IEEE *Xplore*, *Scopus* e busca manual em pesquisas na web e bibliotecas digitais. A *string* de busca ficou definida como: (1) ("*Learning Analytics*" OR "*Learning Data Analytics*"). AND (2) ("*Corporate Education*" OR "*Corporate Training*" OR "*Professional Training*" OR "*Dashboards*" OR "*Dashboard*" OR "*In-dicators*" OR "*Metrics*"). AND (3) ("*Analysis*" OR "*Study*" OR "*Methodology*" OR "*Structuring*"). A *string* definida contém os termos

relacionados ao assunto principal da RSL (1), interesses secundários que envolvem o objetivo de busca (2) e as formas de apresentação de resultados (3).

2.3. Critérios de Inclusão e Exclusão

Foram incluídos na RSL estudos que abordem o tema de LA no EC ou similar. Para os critérios de exclusão, foram desconsiderados estudos fora do escopo principal, bem como anteriores a 2017, duplicados, em qualquer idioma que não seja inglês, estudos secundários, literatura cinza e *Short Paper* (<10 páginas).

2.4. Procedimento para Seleção de Estudos

O procedimento estruturado para a seleção dos estudos é apresentado na figura 2, possuindo cinco etapas. Primeiramente, foi realizada a busca automática por títulos nas três bases de pesquisa, sendo *ACM Digital Library* que retornou 762 títulos, *IEEE Digital Library* que retornou 68 títulos, *Scopus* que retornou 460 títulos, mais 6 complementos manuais de estudos relevantes, o que resultou em um total de 1296 títulos não duplicados. Na primeira etapa do filtro de seleção foram excluídos 631 estudos pela leitura do título e resumo, nessa etapa buscava-se apenas estudos que possuíam relações com o tema principal de LA.

Na segunda etapa do filtro de seleção foram excluídos 425 estudos dos 665 resultantes da primeira etapa, considerado estudos que, mesmo não sendo diretamente relacionados ao EC, poderiam colaborar com respostas às questões de pesquisa levantadas. Para a terceira etapa do filtro de seleção foram excluídos 154 estudos dos 240 resultantes da segunda etapa, considerando uma data de corte em relação à publicação dos títulos, definida entre o período de 2017 a 2021. Na etapa quatro do filtro de seleção, foram excluídos 18 estudos dos 86 resultantes da terceira etapa, pois estes eram estudos secundários ou literatura cinza. Por fim, a quinta e última etapa do filtro de seleção excluiu 18 estudos dos 68 resultantes da quarta etapa, os quais foram desconsiderados por serem *short papers*. Sendo assim, a saída do filtro de seleção, conforme figura 2, contempla um total de 50 títulos elegidos.

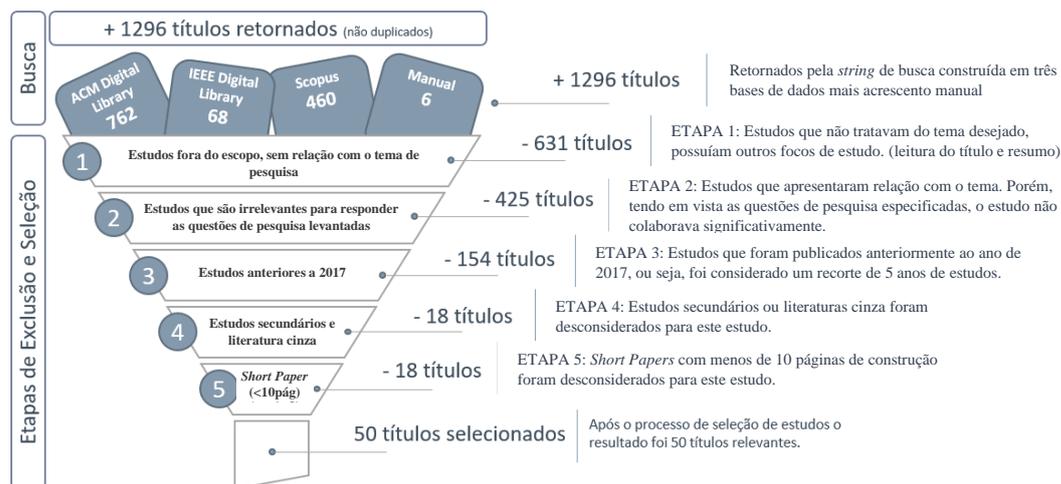


Figura 2. Esquemático do funil de filtragem do procedimento para seleção de estudos (cinco etapas de filtragem) (Fonte: Autor).

2.5. Extração e Síntese dos Dados

Para a extração e síntese dos dados foi estruturado um formulário digital para registrar todas as informações gerais dos estudos e dados necessários para responder às perguntas de pesquisa levantadas. O formulário auxilia na síntese dos dados de interesse. No link <<https://bitly.com/rjjTU>> é apresentada a estrutura utilizada para o formulário, bem como a

referência completa dos 50 títulos utilizados nesta revisão sistemática. Na listagem de referências bibliográficas do link apresentado consta, para cada artigo, um identificador [ID], o qual será utilizado para citar os artigos identificados durante a extração dos dados desta revisão sistemática.

2.6. Avaliação de Qualidade

A avaliação de qualidade (AQ) dos estudos selecionados foi realizada por técnicas de pontuação, onde se avalia credibilidade, integridade e relevância do estudo em análise. Todos os 50 títulos selecionados foram avaliados por seis critérios de qualidade, conforme apresentado no link <<https://bitly.com/rjjTU>>. Como os estudos selecionados são de diferentes tipos, para avaliar de forma assertiva a sua qualidade, foi criada cinco categorias diferentes para enquadrar os 50 estudos: (1) Pesquisa de Avaliação (PA); (2) Pesquisa de Validação (PV); (3) Proposta de Solução (PS); (4) Evidência de Experiência (EE) e (5) Evidência de Opinião (EO). Cada categoria agrupa um conjunto de perguntas de qualidade (KITCHENHAM & CHASTERS, 2007). O critério considerado para pontuação leva em consideração o julgamento por três classes possíveis: (1) Critério: “Sim” / Pontuação = 1; (2) Critério: “Parcialmente” / Pontuação = 0,5; (3) Critério: “Não” / Pontuação = 0. Levando em consideração as categorias de agrupamento dos estudos, a pontuação final é calculada pela soma das pontuações nas respostas das perguntas que foram relacionadas ao tipo classificação da pesquisa (PA, PV, PS, EE ou EO). A pontuação de cada um dos 50 estudos selecionados é apresentada no link anteriormente disponibilizado.

3. Resultados e Análises

3.1. Resultados da Avaliação de Qualidade

Como panorama geral, nenhum estudo ficou com pontuação de qualidade (AQ) superior a 8,0. A maioria dos estudos (36 estudos do total de 50) ficou com pontuação AQ inferior a 7,0. Analisando o resultado desse panorama, a qualidade geral dos estudos selecionados não apresentou um valor elevado, tendo em vista que poucos estudos atenderam a todos os critérios estabelecidos. Além disso, vale ressaltar que esses resultados também apontam ou evidenciam uma escassez de estudos sobre LA no EC, tendo em vista que o ensino corporativo é um dos pilares observados nessa RSL, como descrito anteriormente.

3.2. Visão Geral dos Estudos

Os 50 estudos selecionados foram publicados entre 2017 e 2021, conforme critério de seleção. Na figura 3 é apresentada a distribuição dessas publicações por ano. Nesta visão temporal dos estudos, é possível verificar que o número de estudos sobre *Learning Analytics* úteis a aplicação de Ensino Corporativo é pequena durante os 5 anos. Isso indica que o tema em análise vem sendo pouco explorado.

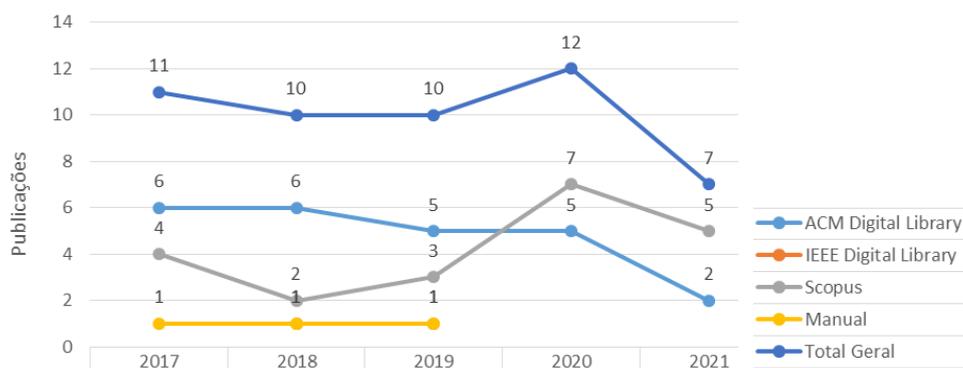


Figura 3. Distribuição temporal da data de publicação dos estudos selecionados (do ano de 2017 ao ano de 2021, conforme critério de seleção) (Fonte: Autor).

Os estudos selecionados foram classificados de acordo com os tipos de pesquisa, conforme dados apresentados na tabela 2. Nessa tabela, pode-se observar que os estudos mais frequentes são as Propostas da Solução (PS) representando 70%, seguido por Pesquisas de Validação (PV) e Evidências de Experiência (EE) representando 10% cada um, Evidências de Opinião (EO) com 6% e, por fim, Pesquisas de Avaliação (PA), com 4%.

Tabela 2. Categorização por tipo de pesquisa.

Tipo de Pesquisa	Referência do Estudo
Pesquisas de Avaliação (PA);	[10] [18]
Pesquisa de Validação (PV);	[14] [16] [21] [29] [40]
Proposta de Solução (PS);	[3] [4] [5] [6] [7] [8] [9] [11] [12] [15] [19] [23] [25] [26] [27] [28] [30] [31] [32] [33] [34] [35] [37] [39] [41] [42] [43] [45] [46] [47] [48] [49]
Evidência de Experiência (EE);	[2] [17] [20] [22] [44]
Evidência de Opinião (EO).	[1] [13] [38]

(Fonte: Autor)

3.3. RQ1: Quais foram as oportunidades identificadas para serem tratadas/solucionadas em LA?

Selecionando as oportunidades que foram identificadas para serem solucionadas com LA, têm-se evidências coletadas em 16 estudos (32% dos 50 exemplares selecionados). Dez exemplares são do tipo de pesquisa PS, dois como PA, um como PV, dois como EO e um como EE. Identificou-se que o LA frequentemente busca medir a aprendizagem e que este aspecto tem atraído uma preocupação crescente em relação a quais métricas podem ser empregadas, se estas são ou não suficientemente precisas, justas, confiáveis e válidas, com utilidade para educadores e interpretáveis por eles [26][18]. Essa realidade de dificuldades em projetar métricas é presente em ambientes de EC com especificidade no âmbito da variabilidade de *stakeholders* que precisam interpretá-las, como colaboradores, multiplicadores e líderes. Um grande motivador para a transformação de dados em métricas é o campo de *Big Data Analytics* (BDA), este vem avançando rapidamente e está encontrando adoção em diversas áreas, como saúde, comércio, logística, varejo, manufatura e também vem como reforço na educação, apoiando nestas aquisições [13].

Esta forma de estudar dados do ensino baseado em BDA está intimamente ligada a uma série de outros campos de estudo, como *business intelligence*, análise da web, análise acadêmica, mineração de dados educacionais e análise de ação [28]. Este fato reforça a necessidades de estudos integrados, que pondere cenários reais de aplicação e conclua soluções embasadas nas necessidades do público alvo e ao mesmo tempo seja replicável e de fácil aderência. Espera-se que a pesquisa em LA reflita essa natureza do domínio da educação e foque em questões menos claramente definidas, mas praticamente essenciais. Neste sentido, destacam-se três desafios importantes: abordar as compensações inerentes aos ambientes de aprendizagem, o esclarecimento de questões metodológicas e a escalabilidade do desenvolvimento do sistema [10][23].

O processo de usar dados analíticos, intermediados por tecnologias de BDA, para informar a tomada de decisão instrucional por via de métricas, é reconhecido como complexo; no entanto, os detalhes de como isso ocorre em contextos de ensino requer aprofundamentos [24]. O próprio contexto de LA ser um campo técnico interdisciplinar torna o estabelecimento de normas metodológicas desafiador e importante, pois envolve vários campos de conhecimento [20]. Nesse cenário de complexidade, o EC soma ao contexto técnico de LA suas características conceituais únicas, inerentes ao público profissional, como normas de trabalho e *stakeholders* com perfis diversos.

Como soluções observadas, o uso da ciência de dados por intermédio de LA impacta o setor de educação com um número crescente de produtos comerciais e protótipos de pesquisas fornecendo painéis de aprendizagem [9] e aplicando educação baseada em evidências, muito

relevante na atual era de ensino-aprendizagem aprimorada pela tecnologia [15][14]. Esse cenário coloca o LA como um tópico de pesquisa importante no campo da educação e das tecnologias educacionais [2]. Sendo uma abordagem baseada em dados para melhor compreensão e otimização da aprendizagem e do ambiente de aprendizagem, o LA tem o potencial de contribuir para a aprendizagem inteligente [3], a fim de apoiar uma melhor criação de sentido humano e tomada de decisão, visualizando dados sobre os aprendizes para uma variedade de *stakeholders* [1].

Em relação à produção de painéis de aprendizagem, poucos foram propostos em literatura e a maioria deles carece de validação empírica ou embasamento em teorias de aprendizagem [4]. Ainda, há o desafio de visualizar e apoiar a criação de sentido com dados multimodais para informar ensinando e aprendendo. É ingênuo esperar que simplesmente “randerizando” vários fluxos de dados visualmente, um *stakeholder* será capaz de entendê-los [6]. Ou seja, é necessário o desenvolvimento de técnicas validadas para construção desses painéis, apoiadas por tecnologias e ofertadas pelo BDA para que sua aplicabilidade seja escalável e replicável [31]. Sendo assim, o uso de dados pode ter um impacto significativo na melhoria da educação e no desempenho dos aprendizes, e o *Learning Analytics* tem o potencial de ajudar a alcançar esses objetivos, personalizando o aprendizado, identificando problemas de aprendizagem, melhorando a eficácia do ensino, prevendo desempenho e analisando dados comportamentais. A extensão dessa aplicabilidade tem potencial de uso no EC de forma similar e eficiente, sendo documentados os processos e as metodologias [47].

3.4. RQ2: Quais foram os principais desafios descritos para a implementação/aplicação do método proposto?

Selecionando evidências relacionadas aos desafios encontrados na implementação ou aplicação do método proposto envolvendo LA, apresentaram-se 7 estudos (14% de um total de 50 estudos). Quatro estudos são pesquisas PS, dois como EE e um como EO.

A maturidade na utilização de *dashboards* envolve a necessidade de evoluir a capacidade de ação, interpretação em dados e suas sustentações teóricas, além das interações com os painéis de análise de aprendizagem precisam ir além da atual encarnação de painéis como uma rota de informação unilateral [1][44][40].

No EC esse fenômeno é ainda mais acentuado devido à natureza de seus *stakeholders*, sendo que muitas vezes eles não estão inseridos em ambientes onde a manipulação e a visão de que os dados são estratégicos é habitual, como o caso de equipes de trabalho operacionais. De toda forma, a análise de aprendizagem carece de consciência de conhecimento, um componente importante na aprendizagem inteligente [3].

Ainda, a pesquisa sobre análise de aprendizagem precisa abordar muitos tópicos sobre à aplicação de técnicas de LA, como aprendizagem baseada em competências, aprendizagem baseada em análise de intervenções, validação cruzada de pesquisas existentes ou padrões para análise de aprendizagem [2]. O entendimento desse universo aproxima e facilita o desenvolvimento da consciência direcionada a dados. De uma perspectiva de computação centrada no ser humano, a interpretação do usuário final dessas visualizações é um desafio crítico para o *design*, com evidências empíricas mostrando que visualizações "utilizáveis" não são necessariamente eficazes de uma perspectiva de aprendizado [9]. O objetivo é justamente projetar visualizações de *feedback* baseadas em atividades que chamem a atenção de *stakeholders* não técnicos [6][7].

Os principais desafios estão voltados à mudança de cultura, carência de conhecimento e habilidades, necessidade de desenvolvimento de padrões e diretrizes. O próprio acesso aos dados, direciona dificuldades e dúvidas quanto a privacidade e proteção das informações [50].

3.5. RQ3: Quais ferramentas foram utilizadas para realizar as transformações, manipulações, análises descritivas das informações e interface com bancos de dados?

Dentre os estudos que evidenciaram ferramentas de utilização para aplicação da sua metodologia, apresentaram-se 17 estudos (34% do total de 50 estudos). Quinze estudos estão categorizados como tipo de pesquisa PS, um como EE e um como EO. A ferramenta base mais frequentemente utilizada são os painéis personalizados, por meio de *softwares* como o *Microsoft Office 365 Power BI*, no qual o usuário pode definir seus próprios *Key Performance Indicators* (KPI) pessoais. Os dados brutos do LMS podem ser transformados em visualizações que ajudam a obter uma melhor visão sobre informações de valor [8][5]. O *Data Storytelling* (DS) traz um conjunto de técnica aplicáveis às visualizações de dados, tornando as informações organizadas e leitura direcionada [9][36].

Porém, para chegar a este produto final, primeiro é necessário obter os dados, e os LMS geram um grande volume de dados sobre os aprendizes e suas atividades de aprendizagem, que são o insumo para toda a arquitetura de construção de uma análise [30].

Nesse contexto, vale comentar que após a aquisição dos dados deve ser realizado tratamentos, transformações e análises [19] como avaliações por modelos *Linear Mixed Effects* para calcular se uma intervenção teve um efeito positivo de aprendizagem [15].

Estudos de casos de sucesso foram relatados, como os dados brutos para os cursos do MIT em execução na plataforma *edX* (cursos do MITx) que foram pré-processados e armazenados em um banco de dados do *Google BigQuery*. Neste estudo de caso [12], foi projetada uma ferramenta baseada em *Python* e pacotes adicionais em código aberto, como o *Jupyter Notebook*, para permitir que os instrutores analisem seus dados de aprendizes com facilidade e segurança [12]. Em um outro estudo de caso [13], vemos a utilização da plataforma *IBM Watson Analytics* (WA) para rastrear os KPI dos aprendizes, os quais, de forma geral, são coletados da análise de engajamento dos LMS, bem como dos registros de atividades [11]. Além destas evidências apresentadas por estes estudos, também são fontes de dados as próprias informações sistêmicas, como acessos ao LMS, carimbos de data, hora, duração da sessão, dispositivo, localização, ordem de acesso e contexto (tipo de material educacional, título, etc.) [4].

Portanto, para a aplicação de LA, temos ferramentas de *Business Intelligence* (BI) para visualizações, linguagens de programação aplicadas para a coleta, transformação e análise de dados, *Big Data* para o gerenciamento de grandes volumes de dados, plataformas de aprendizado de máquina para a análise preditiva e ferramentas de mineração de dados para a análise exploratória de dados e a identificação de padrões e tendências. Todas as ferramentas aplicáveis para o ensino formal, podem ser empregadas, com determinadas adaptações, para aplicação no contexto do EC, tendo em vista que estes também fazem uso de LMS como base de geração de dados educacionais.

4. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos nesta RSL mostraram que, embora existam abordagens convergentes sobre *Learning Analytics*, poucas são evidenciadas para o Ensino Corporativo. Existe a necessidade de personalização e entendimento do público e isso torna o Ensino Corporativo um caso de estudo particular, pois é uma área de atuação com características únicas em relação aos seus objetivos, aplicabilidade e *stakeholders*. É observável a consolidação dos sistemas de gestão de aprendizagem (LMS) como ferramentas centralizadoras e fonte de dados dos estudos de *Learning Analytics*, muito destacado pelo avanço em BDA e de modelos de aprendizagem digital. Sendo assim, com o entendimento das necessidades dos *stakeholder*, pode-se aliar tecnologias de BDA aos dados gerados pelo LMS e viabilizar a aplicação de LA ao EC.

REFERÊNCIAS

- ELIAS, T. Learning analytics. *Learning*, p. 1-22, 2011.
- YASSINE, S.; SEIFEDINE K.; MIGUEL-ANGEL S. "A framework for learning analytics in moodle for assessing course outcomes." 2016 ieee global engineering education conference (educon). IEEE, 2016.
- HUSSEIN, A. S.; HAMAYUN A. K. "Students' performance tracking in distributed open education using big data analytics." *Proceedings of the Second International Conference on Internet of things, Data and Cloud Computing*. 2017.
- FILATRO, A. *Data Science na Educação: presencial, a distância e corporativa*. Saraiva Educação SA, 2020.
- SIEMENS, G. "Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice." *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*. 2012.
- VIBERG, O.; MOHAMMAD K.; MARTINE B. "Self-regulated learning and learning analytics in online learning environments: A review of empirical research." *Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge*. 2020.
- GAVILANES-SAGNAY, F.; LOZA-AGUIRRE, E.; RIOFRÍO-LUZCANDO, D.; SEGURA-MORALES, M. "A systematic literatura review of indicators for the understanding of interactions in Virtual Learning Environments." 2018 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI). IEEE, 2018.
- BIENKOWSKI, M.; MINGYU F.; MEANS, B. "Enhancing Teaching and Learning through Educational Data Mining and Learning Analytics: An Issue Brief." Office of Educational Technology, US Department of Education (2012).
- VALIUKENAS, C.; RICARDO S. R., P. "A construção do ensino-aprendizagem na Educação corporativa." *InterMeio: Revista do Programa de Pós-Graduação em EducaçãoUFMS* 10.19 (2004). .
- BODILY, R.; KAY, J.; ALEVEN, V.; JIVET, I.; DAVIS, D. "Open learner models and learning analytics dashboards: a systematic review." *Proceedings of the 8th international conference on learning analytics and knowledge*. 2018.
- VÁZQUEZ-INGELMO, A.; GARCÍA-PEÑALVO, F.; THERÓN, R. "Tailored information dashboards: A systematic mapping of the literatura." *Proceedings of the XX International Conference on Human Computer Interaction*. 2019.
- B. KITCHENHAM, S. *Charters, Guidelines for performing systematic literatura reviews in software engineering*, Tech. Rep. EBSE 2007-001, Keele University and Durham University Joint Report (2007).
- HILL, P. *The Learning Management System and the E-learning Industry*. *Journal of Educational Technology Development and Exchange*, 6(1), 1-14, (2013).
- BELDARRAIN, Y. *Distance education trends: Integrating new technologies to foster student interaction and collaboration*. *Distance Education*, 27(2), 139-153, (2006).
- ORMROD, J. E. *Human learning* (7th ed.). Pearson. (2016).
- BRANSFORD, J. D.; BROWN, A. L.; COCKING, R. *How people learn: Brain, mind, experience, and school*. National Academies Press. (2000).
- DRISCOLL, M. P. *Psychology of learning for instruction* (3rd ed.). Allyn and Bacon. (2005).
- FREEMAN, R. E. *Strategic management: A stakeholder approach*. Cambridge University Press. (2010).
- BRYSON, J. M. *What to do when stakeholders matter: Stakeholder identification and analysis techniques*. *Public Management Review*, 6(1), 21-5, (2004).
- DE CAMPOS, A.; CÉSAR CAZELLA, S. *Learning Analytics em processos de personalização de aprendizagem: uma revisão sistemática de literatura*. *RENOTE*, Porto Alegre, v. 16, n. 1, 2018. DOI: 10.22456/1679-1916.86028.
- SILVA DE SOUZA, N.; KRUG WIVES, L.; TRINDADE PERRY, G. *Tendências de pesquisas que utilizam learning analytics em moocs: um mapeamento sistemático*. *RENOTE*, Porto Alegre, v. 17, n. 1, p. 82–92, 2019. DOI: 10.22456/1679-1916.95710.