

INSTITUTO FEDERAL DE SANTA CATARINA (IFSC)
CENTRO DE REFERÊNCIA EM FORMAÇÃO E EAD (CERFEAD)
ESPECIALIZAÇÃO EM TECNOLOGIAS PARA EDUCAÇÃO PROFISSIONAL

Analítica da Aprendizagem como Suporte à Avaliação Formativa

Trabalho de Conclusão
JOSÉ PEDRO SCHARDOSIM SIMÃO

Florianópolis/SC
2019

JOSÉ PEDRO SCHARDOSIM SIMÃO

ANALÍTICA DA APRENDIZAGEM COMO SUPORTE À AVALIAÇÃO FORMATIVA

Trabalho de Conclusão apresentado ao Centro de Referência em Formação e EaD (CERFEAD) do Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC) como requisito parcial para Certificação do Curso de Pós-Graduação *lato sensu* em Tecnologias para Educação Profissional.

Orientador: Prof. Rodrigo Kraemer, Msc.

Florianópolis/SC

2019

JOSÉ PEDRO SCHARDOSIM SIMÃO

ANALÍTICA DA APRENDIZAGEM COMO SUPORTE À AVALIAÇÃO FORMATIVA

Este Trabalho de Conclusão foi julgado e aprovado para a obtenção do título de Especialista em Tecnologias para Educação Profissional do Centro de Referência em Formação e EaD do Instituto Federal de Santa Catarina (CERFEAD/IFSC).

Florianópolis, 04 de abril de 2019.

.....
Prof^a Caroline Lengert Guedes, Ma.
Coordenadora do Programa

BANCA EXAMINADORA

.....
Prof. Rodrigo Kraemer, Me. - Orientador

.....
Prof. Helio Aisenberg Ferenhof, Dr.

.....
Prof^a Fernanda dos Santos Koehler, Ma.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço à minha família, por ter me ensinado a dar valor à educação, pela liberdade que sempre me foi dada e pela confiança e apoio incondicionais.

A todos os meus professores e instituições de ensino em que estudei, desde o ensino fundamental até o mestrado, pelo incentivo e suporte.

Ao Instituto Federal de Santa Catarina, em especial aos colegas do Câmpus Tubarão pela experiência e aprendizado incríveis que estou tendo a oportunidade de vivenciar, e ao Centro de Referência em Formação e Educação a Distância (Cerfead), que me permitiu mais uma vez ter acesso à educação pública de qualidade sem ter de me deslocar a um grande centro.

RESUMO

SIMÃO, José Pedro ScharDOSim. **Analítica da Aprendizagem como Suporte à Avaliação Formativa**. 2019. 53f. Trabalho de Conclusão (Curso de Pós-Graduação *lato sensu* em Tecnologias para Educação Profissional) – Instituto Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC, 2019.

A Analítica da Aprendizagem compreende a medição, coleta, análise e relato de dados sobre os alunos e seus contextos, com o objetivo de compreender e otimizar o aprendizado e os ambientes em que ele ocorre. Seu uso permite a professores, alunos, gestores e pesquisadores compreenderem melhor o perfil dos estudantes, como se dá o processo de aprendizagem e seus resultados. A avaliação é um dos instrumentos utilizados neste contexto, e tem como funções centrais diagnosticar, controlar e classificar. Relacionadas a essas três funções, existem três modalidades de avaliação: diagnóstica, somativa e formativa. Esta última se preocupa em coletar dados para reorientação do processo de ensino e aprendizagem, apontando suas fragilidades, permitindo alterações necessárias durante o curso do período letivo. Neste contexto, este trabalho tem por objetivo analisar os cenários de aplicação de técnicas de Analítica da Aprendizagem como insumo para avaliação formativa dos processos de ensino e aprendizagem. Para tanto, foi realizada uma revisão sistemática da literatura que levantou diferentes técnicas de Analítica da Aprendizagem e mineração de dados educacionais e técnicas e métricas utilizadas para auxiliar a avaliação formativa, além de cenários onde estas técnicas podem ser aplicadas. A partir do estudo realizado, foi possível constatar que por mais que haja técnicas avançadas para analítica sendo aplicadas no contexto educacional, a área carece de pesquisas com foco em avaliação formativa.

Palavras-chave: Analítica da Aprendizagem, Avaliação Formativa, Revisão Sistemática da Literatura.

ABSTRATOR

SIMÃO, José Pedro ScharDOSim. **Analítica da Aprendizagem como Suporte à Avaliação Formativa**. 2019. 53f. Trabalho de Conclusão (Curso de Pós-Graduação *lato sensu* em Tecnologias para Educação Profissional) – Instituto Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC, 2019.

Learning Analytics comprises the measurement, collection, analysis and reporting of data about students and their contexts, with the aim of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs. Its use allows teachers, students, managers and researchers to better understand the profile of students, how the learning process takes place and its results. The evaluation is one of the instruments used in this context, and has as central functions to diagnose, to control and to classify. Related to these three functions, there are three types of evaluation: diagnostic, summative and formative. The last one is concerned with collecting data to reorient the teaching and learning process, pointing out its weaknesses, allowing for necessary changes during the school year. In this context, this work aims to analyze the application scenarios of learning analytical techniques as input for formative evaluation of teaching and learning processes. Therefore, a systematic review of the literature was carried out that raised different analytical techniques of learning and mining of educational and technical data and metrics used to aid the formative evaluation, in addition to scenarios where these techniques can be applied. From the study carried out, it was possible to verify that although there are advanced techniques for analytics being applied in the educational context, the area lacks research focused on formative evaluation.

Keywords: Learning Analytics, Formative Evaluation, Systematic Review of Literature.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Tipos de analíticas aplicadas à educação	12
Quadro 2 – Tipos de analíticas aplicadas à educação	22
Quadro 3 – Classificação da Pesquisa	28
Quadro 4 – Classificação dos periódicos	32
Quadro 5 – Classificação dos trabalhos publicados em anais de eventos .	32
Quadro 6 – Número de Documentos por Instituição	34
Quadro 7 – Documentos mais citados do portfólio	35
Quadro 8 – Síntese da Análise Qualitativa	38

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Número de Publicações por Ano	31
Gráfico 2 – Número de Documentos por Autor	33

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação do processo geral de LA	16
Figura 2 – Visualização de coordenadas paralelas e redes sociais	21
Figura 3 – Elementos das configurações de aprendizagem online	26
Figura 4 - Representação do método SystematicSearchFlow	29
Figura 5 – Coocorrência de palavras-chave	34
Figura 6 – Co-citação de documentos	35

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Problema	13
1.2 Objetivos	13
1.3 Estrutura do Trabalho	14
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
2.1 Analítica da Aprendizagem	15
2.1.1 Visão Geral do Processo	15
2.1.2 Técnicas e Ferramentas	18
2.1.3 Cenários de Aplicação	21
2.2 Avaliação da Aprendizagem	23
2.2.1 Avaliação Mediada por Tecnologia	25
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	28
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	31
4.1 Análise Bibliométrica	31
4.2 Análise Qualitativa	36
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	41
REFERÊNCIAS	42
APÊNDICE A – PORTFÓLIO DE TRABALHOS ANALISADOS	48

1 INTRODUÇÃO

Ao passo que instituições de ensino encontram na Internet um meio facilitador para o armazenamento e compartilhamento de conteúdo entre docentes, discentes e unidades administrativas, cresce exponencialmente o volume de dados eletrônicos disponíveis sobre os processos de ensino e aprendizagem (DAWSON et al., 2014).

Áreas como novos métodos e ferramentas de aprendizagem interativas suportadas por computador, sistemas de tutoria inteligente, e simuladores criaram oportunidades para coletar e analisar dos dados de alunos, tornando possível a descoberta de padrões e tendências nesses dados, testar hipóteses sobre o aprendizado mediado por tecnologia. Tanto ferramentas mais tradicionais como Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) e tarefas como fóruns e quizzes, quanto outros tipos de conteúdo digital como ebooks, vídeos e games, podem prover uma grande quantidade de dados sobre o comportamento do estudante durante a atividade (SRIVASTAVA; SRIVASTAVA, 2017).

O aumento do poder computacional e a abundância de dados digitais resultaram em um interesse crescente no aprendizado de análise de "*big data*" entre educadores, administradores e órgãos governamentais (DAWSON et al., 2014). Conforme Oguntimilehin e Ademola (2014) o termo é aplicado a "conjuntos de dados cujo tamanho está além da capacidade de ferramentas de software comumente usadas para capturar, gerenciar e processar".

O tamanho dos dados, combinado com a complexidade da análise e o imperativo comercial para criar valor a partir dele, levou a uma nova classe de tecnologias e ferramentas para lidar com este problema. As ferramentas de analítica (do inglês *analytics*) permitem a tomada de decisões a partir de conjuntos de dados. De acordo com Cooper (2012a), este processo se dá "por meio da definição de problemas e da aplicação de modelos estatísticos e análise de dados existentes e/ou simulações de dados futuros". As empresas e governos também estão utilizando de análise de dados e tendências, na forma de *business intelligence* (LONG; SIEMENS, 2011).

Em ambientes educacionais, de acordo com Dawson et al. (2014), esse interesse deriva do potencial da análise para melhorar a compreensão sobre

como os alunos aprendem e como os educadores e instituições podem apoiar melhor esse processo. A aplicação de *business intelligence* na educação é conhecida como Analítica Acadêmica.

Long e Siemens (2011) propõem uma classificação para analíticas aplicadas na educação, conforme Quadro 1, baseada no objeto de análise e nos atores beneficiados.

Quadro 1 – Tipos de analíticas aplicadas à educação

Tipo de Analítica	Nível ou Objeto de Análise	Beneficiários
Analítica da Aprendizagem	Disciplina/curso: redes sociais, desenvolvimento conceitual, análise de discurso, “currículo inteligente”	Discentes e docentes
	Departamento: modelagem preditiva, padrões de sucesso/fracasso	Discentes e docentes
Analítica Acadêmica	Institucional: perfis de alunos, desempenho de acadêmicos, fluxo de conhecimento	Administradores, financiadores, marketing
	Regional (estadual/municipal): comparações entre sistemas	Administradores, financiadores
	Nacional e Internacional	Governos nacionais, autoridades educacionais

Fonte: Long e Siemens (2011)

De acordo com Long e Siemens (2011, p. 3), analítica acadêmica é a “aplicação da inteligência comercial na educação e enfatiza a análise nos níveis institucional, regional e internacional”. Já o uso de técnicas de mineração de dados educacionais (*Educational Data Mining*, ou EDM) para análise e aprimoramento dos aspectos da aprendizagem é conhecido como Analítica da Aprendizagem (em inglês *Learning Analytics*, ou LA), e é capaz de fornecer informações úteis sobre o empenho dos alunos nas atividades de aprendizagem (SCLATER; PEASGOOD; MULLAN, 2016).

A análise de domínio, dados, processo e objetivos em LA e EDM são bastante semelhantes, de acordo com Chatti et al. (2012). No entanto, a EDM tem um foco mais tecnológico, visando o desenvolvimento e aplicação de técnicas de mineração de dados no domínio educacional. A Analítica da Aprendizagem, por outro lado, tem um enfoque mais pedagógico, colocando em prática métodos analíticos diferentes para estudar sua eficácia real na melhoria do ensino e da aprendizagem.

Uma das principais motivações para a Analítica da Aprendizagem é a melhoria da colaboração institucional interna, possibilitando a criação de objetivos e metas para grandes números de alunos e professores via socialização, pedagogia e tecnologia (ATIF et al., 2013). O uso das tecnologias de analítica é indicado como tendência para o ensino superior, com adoção em um ano ou menos, no relatório NMC Horizon Report (BECKER et al., 2018).

1.1 Problema

A avaliação da aprendizagem precisa de evidências e tem seu resultado fundamentalmente com base no resultado final de atividades avaliativas, de forma essencialmente somativa, pois estes fornecem uma evidência clara que é adequada para comparações e pode ser medida (ROCHADEL et al., 2013).

Se considerarmos a avaliação como um processo contínuo, em uma aula tradicional, o professor pode dominar a maior parte da aula, e os alunos podem se engajar em discussões, sendo seu interesse e atenção notados fisicamente. Em ambientes digitais, porém, a presença do discente só pode ser notada por meio da interação, do engajamento ativo (DENNEN, 2008).

Os ambientes virtuais de aprendizagem e outras ferramentas e objetos educacionais digitais permitem o registro de uma série de dados sobre o progresso do aluno. Estes dados, quando utilizados como insumo para técnicas de Analítica da Aprendizagem, podem ter o potencial de retratar de forma fiel a aprendizagem desse aluno.

Portanto, este trabalho se propõe a explorar a seguinte pergunta de pesquisa: “como a Analítica da Aprendizagem pode contribuir na avaliação formativa dos processos de ensino e aprendizagem?”.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem por objetivo analisar o uso de Analítica da Aprendizagem como insumo para avaliação formativa dos processos de ensino e aprendizagem. São objetivos específicos:

- Analisar as diferentes técnicas de Analítica da Aprendizagem e mineração de dados educacionais.
- Levantar técnicas e métricas que podem ser utilizadas para auxiliar a avaliação formativa.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho, além da Introdução apresentada neste capítulo, está organizado em outros 4 capítulos, abordando os seguintes conteúdos:

O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico, tratando de aspectos ligados à Analítica da Aprendizagem e os diferentes métodos de avaliação.

O Capítulo 3 descreve os procedimentos metodológicos adotados, abordando a classificação e as etapas do desenvolvimento da pesquisa realizada neste trabalho.

O Capítulo 4 trata dos dados resultantes do estudo e sua análise, relacionando-os com o objeto de pesquisa.

Finalmente, o Capítulo 5 apresenta as considerações finais verificando se os objetivos do trabalho foram alcançados e apontando aspectos a serem consideradas em trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta o referencial teórico sobre as variáveis de pesquisa abordadas neste trabalho. A primeira seção trata sobre a Analítica da Aprendizagem, seus cenários de aplicação e as técnicas empregadas em seu desenvolvimento. A sessão seguinte apresenta os conceitos relacionados à avaliação da aprendizagem, seus diferentes tipos e especificidades relacionadas aos ambientes virtuais de aprendizagem.

2.1 Analítica da Aprendizagem

O termo “Analítica da Aprendizagem”, tradução do inglês *Learning Analytics*, trata, de acordo com Dawson et al. (2014, p. 231), da “medição, coleta, análise e relato de dados sobre os alunos e seus contextos, com o objetivo de compreender e otimizar o aprendizado e os ambientes em que ele ocorre”.

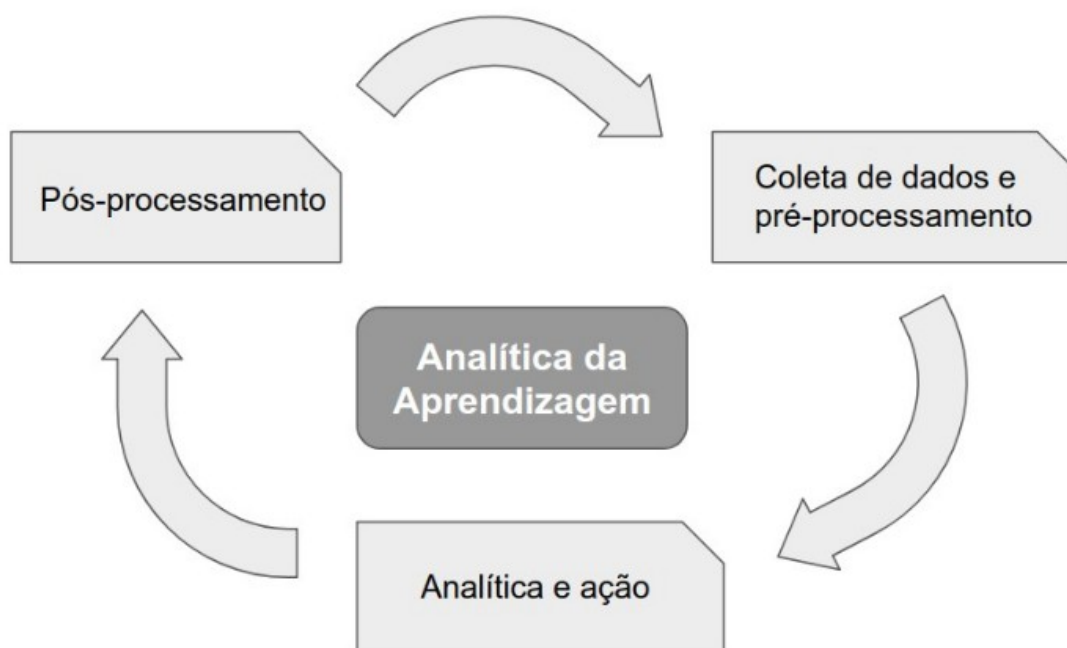
Além de servir às instituições de ensino, as aplicações de Analítica da Aprendizagem podem ser orientadas a diferentes atores do processo, incluindo alunos e professores, e tem sido cada vez mais utilizadas para atingir objetivos mais alinhados com o processo de aprendizagem, como reflexão, adaptação, personalização e recomendação (CHATTI et al., 2012).

Uma das primeiras implementações em grande escala começou em 2008 na Universidade de Maryland, onde os alunos usaram a ferramenta “Check My Activity” acessada por meio do AVA para comparar seu próprio desempenho de estudo online com o de uma amostra anônima de seus pares (WILLIAMS, 2014).

2.1.1 Visão Geral do Processo

De acordo com Chatti et al. (2012), o processo geral de LA é frequentemente um ciclo iterativo e geralmente realizado em três etapas principais: (1) coleta de dados e pré-processamento, (2) análise e ação e (3) pós-processamento, conforme a Figura 1.

Figura 1 - Representação do processo geral de LA



Fonte: Adaptado de Chatti et al. (2012)

O processo de Análítica da Aprendizagem se dá a partir de um conjunto de dados provenientes de ambientes e sistemas educacionais, e a etapa de coleta de dados é essencial para o sucesso na descoberta de padrões úteis (CHATTI et al., 2012).

Na coleta de dados, é importante primeiro saber quais dados são úteis para acompanhar, o que depende dos objetivos da análise. Inicialmente, podem ser considerados todos os tipos possíveis de atividades de aprendizagem e rastrear quem as está executando e o que aconteceu antes, durante ou depois. Mesmo as atividades mais triviais, como autenticação e tempo de sessão, pois todas elas podem ter alguma utilidade do ponto de vista analítico (FERNANDES, 2015).

A utilização de padrões para registro de dados educacionais podem facilitar o processo de coleta, além de favorecer a interoperabilidade e facilitar o pré-processamento. Simão et al. (2018) aponta *Experiencie API (xAPI)*, *IEEE Learning Object Metadata (IEEE LOM)*, *Sharable Content Object Reference Model (SCORM)*, *Dublin Core* e *IEEE Learning Technology Systems*

Architecture (LTSA) como alguns dos padrões mais utilizados para registro de dados de aplicações educacionais.

Estes dados serão então armazenados em uma base de dados, muitas vezes em um *Learning Record Store* (LRS), especialmente quando utilizando padrões para registro de experiência de aprendizagem como o xAPI. O LRS pode ser visto como uma aplicação para lidar com a recepção de eventos de aprendizagem, e geralmente inclui funcionalidades como validação de dados, normalização, persistência transacional ou de longo prazo, e funções de analítica prontas para uso (FERNANDES, 2015).

O conjunto de dados pode ser muito grande ou envolver muitos atributos irrelevantes, o que torna necessário o pré-processamento, processo que transforma os dados em um formato adequado que pode ser usado como entrada para um determinado método ou técnica de mineração. Várias tarefas de pré-processamento de dados empregadas no campo de mineração de dados podem ser usadas nesta etapa, incluindo limpeza, integração, transformação, redução e modelagem de dados, identificação de usuários e sessões, e conclusão de rotas (LIU, 2006 apud CHATTI et al., 2012).

Com base nos dados pré-processados e no objetivo do exercício de análise, diferentes técnicas de Analítica da Aprendizagem podem ser empregadas para explorar-los, a fim de descobrir padrões que possam ajudar a proporcionar uma experiência de aprendizado mais eficaz (CHATTI et al., 2012).

Esta etapa não inclui apenas a análise e visualização de informações, mas também ações sobre essas informações. A tomada de decisões é o objetivo principal de todo o processo analítico, e essas ações incluem monitoramento, análise, previsão, intervenção, avaliação, adaptação, personalização, recomendação e reflexão (CHATTI et al., 2012).

A análise é normalmente realizada por um processador de analítica de aprendizagem, que executa três fases: entrada, análise e saída, descritas por Fernández (2015), a saber:

- **Entrada:** os dados são extraídos de fontes como LRSs, AVAs ou outros sistemas gerenciadores de aprendizagem, e são reunidos, transformados e carregados no processador nos formatos apropriados.

- **Análise:** o modelo analítico é executado nos dados armazenados e utilizando análise acadêmica ou análise preditiva.
- **Saída:** pode incluir, entre outros, agregar os resultados da execução ou realizar algum outro cálculo com eles. Inclui geralmente a persistência e exportação dos resultados.

Para a melhoria contínua do exercício de análise, o pós-processamento é fundamental, e pode envolver a compilação de novos dados a partir de fontes adicionais, o refinamento do conjunto de dados, a definição de novos atributos necessários, a identificação de novos indicadores/métricas, modificação das variáveis de análise ou escolha de um novo método de análise (CHATTI et al., 2012).

A visualização dos resultados é essencial para fornecer uma melhor maneira de entender esses resultados. Um uso típico seria o retorno em tempo real para alunos e professores durante uma aula. As análises podem ser transformadas em gráficos para fácil comunicação e discussão, para que alunos e professores não precisem compreender estatísticas ou qualquer outro mecanismo específico usado durante a etapa de análise (FERNÁNDEZ, 2015).

2.1.2 Técnicas e Ferramentas

Analítica, no geral, é um campo interdisciplinar que se utiliza de técnicas da matemática, estatística, de modelagem preditiva e aprendizagem de máquina para encontrar padrões e conhecimento significativos em dados. Abaixo são brevemente descritas algumas das técnicas utilizadas.

a) Rastreamento de Usuários

Técnica empregada na coleta de dados, permite o armazenamento de dados sobre eventos de aprendizagem dos estudantes ao longo do tempo em ambientes virtuais de aprendizagem ou outras aplicações utilizadas com fins educacionais. De acordo com Duval (2011), o rastreamento ocorre sem qualquer esforço manual do usuário.

Já quanto ao consentimento, Duval (2011) afirma que é importante que o usuário saiba que suas atividades estão sendo rastreadas. Já Fernández (2015) recomenda que os alunos não saibam que LA está implementado, pois o comportamento pode mudar, tornando-o mais orientado para alcançar o

sucesso do que realmente aprender.

Considerando as questões éticas e legais resguardam o usuário, Clow (2013) entende que ser aberto sobre o uso de Analítica da Aprendizagem com os alunos pode melhorar suas percepções da atividade, mas a abertura não precisa e provavelmente não deve ser completa, visto que a oportunidade de aprender cometendo erros em um contexto seguro pode ser uma poderosa experiência de aprendizado, e os alunos não ficam felizes em ter seus erros registrados em todos os momentos.

b) Modelagem Preditiva

A modelagem preditiva, uma das primeiras e mais utilizadas técnicas de Analítica da Aprendizagem, é definida por Clow (2013, p. 8) como o “desenvolvimento de um modelo matemático que produz estimativas de resultados prováveis, que são então usados para informar intervenções destinadas a melhorar esses resultados”. O objetivo da previsão é explorar um valor desconhecido, como desempenho, conhecimento, pontuação ou nota. A partir da previsão, podem ser criadas projeções das atividades do aluno e seu desempenho futuro (KHALIL; EBNER, 2015).

Esta técnica pode ser aplicada à educação de várias maneiras, como estimar a probabilidade de os alunos individuais concluírem um curso e usar essas estimativas para direcionar o apoio aos alunos para melhorar a taxa de conclusão (CLOW, 2013).

Técnicas matemáticas sofisticadas como análise fatorial e regressão logística são aplicadas a um grande conjunto de dados contendo informações sobre turmas anteriores. Essas informações incluem dados obtidos pela instituição no início do curso, como a experiência educacional e o aproveitamento dos alunos, informações demográficas (como idade, sexo, status socioeconômico, etc.), dados gerados durante o curso - sobre o uso de ferramentas educacionais digitais (com que frequência eles fazem login, quantos postagens são feitas) e dados de avaliações formativas e somativas. A informação final é se os alunos concluíram o curso. Um modelo é desenvolvido a partir desses dados e, em seguida, aplicado às informações disponíveis para os alunos atuais para fornecer uma previsão quantificada sobre os concluintes. Essas previsões geralmente são exibidas de alguma forma para os

professores, os chefes de departamento, os administradores e assim por diante, em um painel de controle (CLOW, 2013).

c) Análise de Redes Sociais

A Análise de Redes Sociais (em inglês *Social Network Analysis*, ou SNA) é um “conjunto de métodos para analisar as conexões entre pessoas em um contexto social, usando técnicas do campo de ciência da computação da análise de redes” (CLOW, 2013, p. 13).

Pessoas individuais (ou mais tecnicamente, atores) no contexto social são chamadas de nós, e as conexões entre elas são chamadas de laços ou links. Um mapa (um diagrama de rede social ou sociograma) pode ser desenhado tratando os nós como pontos e as conexões entre eles como linhas (CLOW, 2013).

Por exemplo, em um fórum online, os nós podem ser os participantes individuais, e os laços podem indicar respostas de um participante para outro. Esses diagramas podem ser interpretados simplesmente a olho nu (por exemplo, você pode ver se uma rede possui muitos links ou se há muitos nós com poucos links). Alternativamente, eles podem ser interpretados com o auxílio da análise matemática da rede (CLOW, 2013).

d) Análise de Conteúdo e Análise Semântica

Avanços na computação, em campos como a processamento de linguagem natural e a análise semântica latente, tornam possível analisar dados textuais qualitativos, e não apenas quantitativos como nas técnicas anteriores. Não apenas em termos de contagens de frequência simples (quantas vezes são usadas palavras específicas), mas de maneiras mais ricas e significativas (CLOW, 2013).

O conteúdo semântico permite que os computadores forneçam conteúdo personalizado aos alunos. A atividade do aluno e seu perfil em evolução podem ser constantemente combinados com a arquitetura do conhecimento de um domínio em particular e recursos de aprendizagem fornecidos para preencher as lacunas de conhecimento (SIEMENS, 2012).

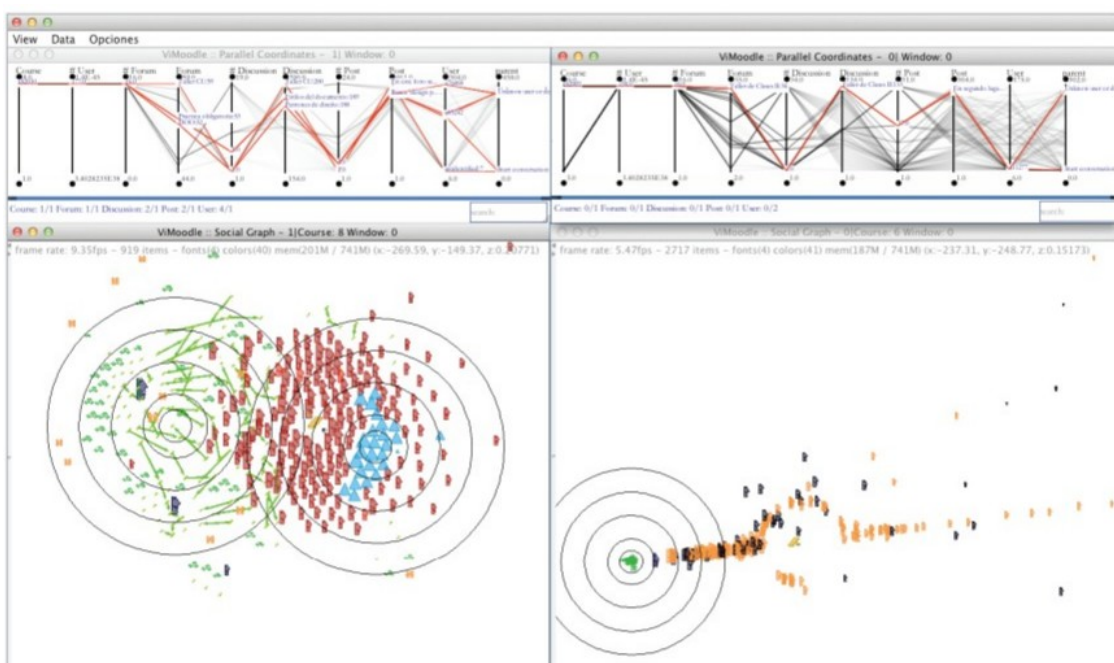
e) Analítica Visual

Análise visual é definida por Thomas e Cook (2006, p. 10) como a “ciência do raciocínio analítico facilitada por interfaces visuais interativas”. É uma área que engloba representações visuais e técnicas de interação, bem como técnicas para apoiar a produção, apresentação e disseminação de resultados analíticos que comunicam informações contextualizadas para públicos específicos (GÓMEZ-AGUILAR; GARCÍA-PEÑALVO; THERÓN, 2014).

O processo de analítica visual normalmente é dividido em três tarefas: produção, apresentação e divulgação. Produção é a criação de materiais que resumem os resultados de um esforço analítico. Apresentação é a embalagem desses materiais de uma forma que ajuda o público a entender os resultados analíticos no contexto usando termos que são significativos para eles. Divulgação é o processo de compartilhar essas informações com o público-alvo (THOMAS; COOK, 2006).

Quando aplicada ao contexto educacional, podem ser utilizadas ferramentas como gráficos, nuvens de palavras, linhas do tempo, representações de coordenadas paralelas e análises de grafos e redes sociais, como utilizado no sistema de VeLA (*Visual e-Learning Analytics*), apresentado por Gómez-Aguilar, García-Peñalvo e Therón (2014), conforme Figura 2.

Figura 2 – Visualização de coordenadas paralelas e redes sociais



Fonte: Gómez-Aguilar, García-Peñalvo e Therón (2014)

2.1.3 Cenários de Aplicação

A aplicação de Learning Analytics é diferente para cada ator envolvido no processo – docentes, discentes, pesquisadores e instituição. De acordo com Vázquez, Rodríguez e Nistal (2015), enquanto para os alunos o objetivo é descobrir atividades, recursos e tarefas de aprendizagem que melhorem sua aprendizagem, com base em suas atitudes, aptidão ou desempenho, em cenários como o de aprendizagem autorregulada, para educadores o fim é obter feedback dos alunos para avaliar a estrutura do curso e sua eficácia no processo de aprendizagem, classificar os alunos com base nas suas necessidades individuais e poder personalizar os métodos de avaliação, por exemplo. O Quadro 2, adaptado de Khalil e Ebner (2015), lista os *stakeholders*, objetivos e alguns exemplos para cada grupo.

Quadro 2 – Tipos de analíticas aplicadas à educação

Stakeholder	Objetivos	Exemplos
Estudantes	Melhorar seu desempenho. Personalizar o aprendizado online. Recomendar cursos.	Os alunos são informados sobre seu progresso no processo de aprendizagem e podem comparar seu desempenho com os colegas.
Professores	Melhorar seus métodos de ensino. Fornecer feedback em tempo real para os alunos	Acompanhamento do progresso da aprendizagem dos estudantes.
Pesquisadores	Avaliar cursos. Aprimorar modelos de cursos. Descobrir novos métodos de fornecimento de informação educacional.	Por meio de visualizações, os pesquisadores podem comparar as técnicas de Analítica da Aprendizagem para poder fazer recomendações.
Instituições de Ensino	Apoie os processos de decisão para atingir metas.	Monitoramento de metas educacionais, aumentando a taxa de retenção.

Fonte: Adaptado de Khalil e Ebner (2015)

As técnicas de Analítica da Aprendizagem podem ser empregadas, de acordo com Long e Siemens (2011), em diferentes áreas:

- Disciplinas: criação de trilhas de aprendizagem, a partir da análise de redes sociais e análise de discurso.
- Currículo inteligente: o desenvolvimento de recursos curriculares

semanticamente definidos.

- Conteúdo adaptativo: sequência adaptativa de conteúdo baseada no comportamento do aluno, sistemas de recomendação.
- Aprendizagem adaptativa: processo de aprendizagem adaptativa (interações sociais, atividade de aprendizagem e apoio ao aprendiz, não apenas conteúdo).

De acordo com Williams (2014), a LA tem impacto principalmente em três aspectos:

- Fornecimento de feedback detalhado e frequente sobre o progresso e o desempenho da aprendizagem dos alunos.
- Processo pedagógico e suas transformações, sendo usado para informar o desenvolvimento de um currículo adaptativo no qual os recursos educacionais podem ser modelados de forma iterativa para melhor atender às necessidades dos alunos.
- Práticas de trabalho e identidade profissional de professores, que acabam usando muito tempo para correção de avaliações. Com a automação dessa tarefa, há tempo para se envolver mais e dar atenção individualizada e apoio para seus alunos

2.2 Avaliação da Aprendizagem

A importância da avaliação nas práticas educacionais é um dos assuntos centrais nas discussões da área. Isso reflete a obrigatoriedade dessa prática nos projetos educacionais, em qualquer nível de ensino, bem como a sua complexidade (GARCIA, 2009).

Quanto ao contexto histórico, Stuffebeam e Shinkfield (1987 apud CASTANHEIRA; CERONI, 2008) consideram Ralph Tyler o pai da avaliação, e apontam cinco períodos nos quais a avaliação foi entendida de forma diversa:

- **Primeiro período:** era pré-Tyler, que começa no final do século XIX e se estende até o início do século XX. Caracteriza-se pela elaboração e aplicação de testes e práticas de mensuração. Avaliar era sinônimo de medir.
- **Segundo período:** no século XX, a avaliação começa a se desenvolver como prática aplicada à educação. A avaliação era técnica e baseada

em testes de verificação, mensuração e quantificação de aprendizagem dos estudantes. Tyler (1976) é considerado o maior expoente do período, desenvolvendo os objetivos educacionais.

- **Terceiro período:** considerado a era da inocência, vai de 1946 a 1957. Caracteriza-se pelo descrédito da avaliação e da educação.
- **Quarto período:** chamado de realismo. A avaliação torna-se mais complexa e sistêmica e passa a ser formativa, tendo foco nas decisões a serem tomadas. O processo interno adquire importância e as decisões de mudança são tomadas durante o desenvolvimento do programa.
- **Quinta período:** denominado período do profissionalismo. É uma fase de construção teórica e proposta de novos modelos, e a avaliação ganha visibilidade. O paradigma positivista quantitativo é questionado e o enfoque qualitativo é enfatizado.

Já quanto à abordagem contemporânea da avaliação, Castanheira e Ceroni (2008, p. 121) afirmam que ela “passa a ter função ativa, procurando a melhoria do processo enquanto o mesmo se desenvolve, agindo em cada etapa e garantindo maior efetividade educacional”.

De acordo com Haydt (2008), a avaliação apresenta três funções gerais: diagnosticar, controlar e classificar. Relacionadas a essas três funções, existem três modalidades de avaliação: diagnóstica, formativa e somativa.

Sobre a Avaliação Diagnóstica, Sanmartí (2009, p.31) afirma que esta:

tem como objetivo fundamental analisar a situação de cada aluno antes de iniciar um determinado processo de ensino-aprendizagem, para tomar consciência (professores e alunos) dos pontos de partida, e assim poder adaptar tal processo às necessidades detectadas.

Já sobre a Avaliação Somativa, Taras (2005) considera que esta modalidade considera todas as evidências de aprendizagem até um determinado ponto, normalmente o final de um conteúdo ou unidade curricular. Esta modalidade se apoia em uma lógica ou em uma concepção classificatória para verificar se houve aquisição de conhecimento (CHUEIRI, 2008).

Perrenoud (1999 apud OTSUKA; ROCHA, 2002, p. 146) define Avaliação Formativa como “toda prática de avaliação contínua que pretenda

melhorar as aprendizagens em curso, contribuindo para o acompanhamento e orientação dos alunos durante todo o seu processo de formação.”

De acordo com Cortesão (2002), a avaliação formativa se preocupa em coletar dados para reorientação do processo de ensino e aprendizagem, apontando suas fragilidades, permitindo alterações necessárias durante o curso do período letivo. Perrenoud (1999 apud OTSUKA; ROCHA, 2002, p. 146) afirma que este tipo de avaliação “ajuda o aluno a aprender e a se desenvolver, que participa da regulação das aprendizagens e do desenvolvimento no sentido de um projeto educativo”.

Hoffmann (1993) entende avaliação como uma ação provocativa do professor, que deve gerar a reflexão do aluno, possibilitando a formulação e/ou reformulação de hipóteses, que proporcionem o desenvolvimento da aprendizagem.

Ao descrever a avaliação na educação básica, a Lei de Diretrizes e Bases de Educação (Lei nº 9394/1994) diz que o rendimento escolar se utilizará de “avaliação contínua e cumulativa do desempenho do aluno, com prevalência dos aspectos qualitativos sobre os quantitativos e dos resultados ao longo do período sobre os de eventuais provas finais” (BRASIL, 1996).

No ensino superior, geralmente as estratégias avaliativas se concentram no uso de procedimentos da avaliação somativa, implicando, na manutenção de uma antiga e persistente cultura avaliativa que tende a destacar particularmente a utilização de provas escritas para avaliar o grau de aprendizagem dos alunos (GARCIA, 2009).

É importante considerar que as formas predominantes de avaliação da aprendizagem não refletem exclusivamente as escolhas pedagógicas exercidas pelos professores. Para Garcia (2009), as diretrizes curriculares dos cursos e sistemas de ensino, ou, ainda, de modo mais amplo, a própria cultura institucional que os influencia leva a este cenário.

2.2.1 Avaliação Mediada por Tecnologia

Rodrigues (2015) afirma que a avaliação pode ser imensamente diversificada com o uso de tecnologia. Para o autor, a tecnologia pode ser vertical no processo de avaliação, sendo utilizada desde o planejamento, até a forma com que os dados são obtidos, compilados e analisados.

De acordo com Oliver e Herrington (2003), a avaliação é um ponto central do projeto de ambientes de aprendizagem mediados por tecnologia, conforme o modelo apresentado na Figura 3. A tarefa, de acordo com os autores, compreende um processo de três etapas, que envolvem o projeto e a especificação de:

- tarefas para engajar e direcionar o aprendiz no processo de aquisição de conhecimento e desenvolvimento do entendimento;
- materiais de suporte para o aprendiz e formas significativas de feedback;
- recursos de aprendizagem necessários ao aluno para completar com sucesso as tarefas definidas e facilitar o andaime e a orientação.

Figura 3 – Elementos constitutivos das configurações de aprendizagem online



Fonte: Adaptado de Oliver e Herrington (2003)

Para Gomes (2009), algumas das questões mais importantes quando tratamos de avaliação em ambientes online são como verificar a identidade do estudante, como avaliar os processos de aprendizagem e não apenas os produtos, como “conhecer” os estudantes, as suas motivações, interesses, dificuldades, quando não há contato direto, e como associar à avaliação um componente de *feedback* relevante e temporalmente oportuno.

Nos cursos à distância ou em modalidades híbridas também há a busca por métodos de avaliação que permitam a avaliação formativa do aluno,

baseada no acompanhamento e orientação da participação destes no desenvolvimento de tarefas individuais ou em grupo. No contexto da Educação à Distância (EaD), mais especificamente, com Otsuka e Rocha (2002) afirmam que este paradigma de avaliação tem relevância ainda maior por possibilitar a percepção do comportamento do aluno e favorecer a identificação de problemas. Por ser contínua, esta forma de avaliação permite também alguma forma de autenticação da identidade do aluno, pela familiarização com o estilo e habilidades do mesmo.

Nestes cenários, o ambiente virtual de aprendizagem (AVA) desempenha um papel chave. Estes ambientes, para McKimm, Jollie e Cantillon (2003), consistem em um conjunto de ferramentas eletrônicas voltadas ao processo ensino-aprendizagem. Os principais componentes incluem sistemas que podem organizar conteúdos, acompanhar as atividades e, fornecer ao estudante suporte online e comunicação eletrônica.

Para Oliveira (2015), fica evidente que a avaliação formativa nestes ambientes deve ser bem planejada e mediada pelo professor, possibilitando o registro constante das interações e construções dos alunos, subsidiando uma avaliação formativa que possibilita a regulação da aprendizagem. Para tanto, tecnologias como o fórum, e-mail, wikis e chats são os mais explorados, por permitirem uma comunicação síncrona e assíncrona entre os sujeitos envolvidos no processo educativo.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Esta pesquisa acadêmica de natureza aplicada, que de acordo com Gil (2008, p. 27) “tem como característica fundamental o interesse na aplicação, utilização e consequências práticas dos conhecimentos”, tem abordagem mista, que de acordo Creswell (2014, p. 21) “envolve combinação ou integração de pesquisa e dados qualitativos e quantitativos em um único estudo”, de desenho explanatório sequencial, onde de acordo com Creswell e Clark (2013), a coleta e análise dos dados quantitativos precede a dos qualitativos.

Quanto aos seus propósitos pode ser classificada como exploratória, que de acordo com Gil (2017, p. 27) tem por objetivo “proporcionar maior familiaridade com o problema, com vistas a torná-lo mais explícito ou a construir hipóteses”. Os procedimentos técnicos deste trabalho permitem classificá-lo como pesquisa bibliográfica, que para Marconi e Lakatos (2017) é uma técnica de documentação indireta que usa fontes secundárias, que de acordo com Gil (2017, p. 28) garante ao investigador “uma gama mais ampla que aquela que se poderia pesquisar diretamente”. O Quadro 3 apresenta o enquadramento deste trabalho nos diferentes parâmetros de classificação.

Quadro 3 – Classificação da Pesquisa

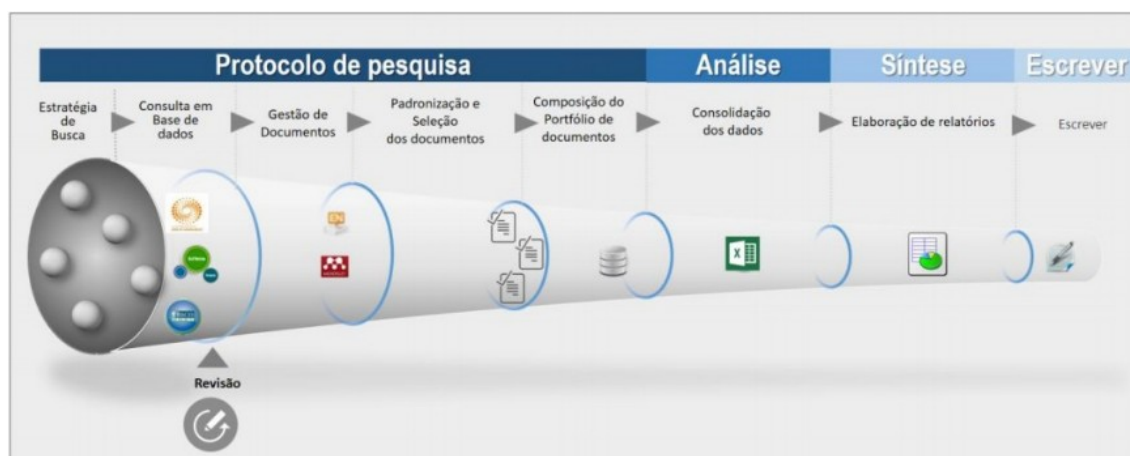
Parâmetros de Classificação	Tipo de Pesquisa
Classificação da pesquisa	Acadêmica
Natureza	Aplicada
Objetivos	Exploratória
Abordagem do problema	Mista
Técnica empregada	Documentação indireta de fonte secundária
Procedimentos técnicos	Pesquisa Bibliográfica

Fonte: Elaborado pelo Autor

O estudo emprega a técnica de revisão sistemática da literatura, que acordo com Higgins e Green (2011, n.p.) “tenta agrupar todas as evidências empíricas que se encaixam nos critérios de elegibilidade pré-definidos, a fim de responder a uma questão de pesquisa específica”, e para tanto “utiliza métodos explícitos e sistemáticos que são selecionados com o objetivo de minimizar o viés, fornecendo assim resultados mais confiáveis”.

Para execução da pesquisa, foi adotado o método SSF (*SystematicSearchFlow*) desenvolvido por Ferenhof e Fernandes (2016). O método divide os estudos de revisão sistemática em 4 fases: definição do protocolo de pesquisa, análise, síntese e escrita, conforme Figura 4.

Figura 4 - Representação do método *SystematicSearchFlow*



Fonte: Ferenhof e Fernandes (2016)

A fase 1, onde se define o protocolo, abrange a definição da estratégia de busca, a consulta às base de dados, organização do portfólio bibliográfico, padronização da seleção e composição do portfólio de artigos. Nesta etapa foram definidas as bases utilizadas e os parâmetros da consulta, além dos filtros utilizados na busca.

A consulta foi realizada na base Scopus utilizando os termos "*Learning Analytics*" e "*formative assessment*", ligados por um operador lógico AND. A escolha dos termos foi baseada no mapeamento semântico da área realizado por Waheed et al. (2018). A busca considerou documentos publicados em periódicos e conferências e capítulos de livros, em inglês, português e espanhol, nos últimos 10 anos (entre 2008 e 2018), considerando a rápida evolução das pesquisas na área. Um total de 60 documentos foi obtido na consulta realizada em dezembro de 2018.

A fase 2 compreende a análise dos dados, que neste estudo se utilizará de dois métodos, considerando o desenho adotado. Inicialmente foi efetuada análise bibliométrica dos documentos, que conforme Soares et al. (2016, p. 177)

pode auxiliar na identificação de tendências de crescimento do conhecimento em determinada disciplina, dispersão e obsolescências de campos científicos, autores e instituições mais produtivos, e periódicos mais utilizados na divulgação de pesquisas em determinada área do conhecimento.

Para tanto, a análise dos documentos levou em consideração o número de documentos e citações ao longo dos anos, além dos autores, instituições e países que mais publicaram e foram citados.

Foi considerada ainda a classificação Qualis, conjunto de procedimentos utilizados pela Capes para estratificação da qualidade da produção intelectual a partir da análise da qualidade dos veículos de divulgação, ou seja, periódicos científicos e anais de eventos. Os veículos são enquadrados em estratos indicativos da qualidade - A1, o mais elevado; A2; B1; B2; B3; B4; B5; C - com peso zero. A classificação é realizada por diferentes áreas de avaliação e passa por processo periódico de atualização (COORDENAÇÃO DE APERFEIÇOAMENTO DE PESSOAL DE NÍVEL SUPERIOR, [s.d.]).

Para os artigos, foi considerado o maior Qualis entre as áreas Ciência da Computação, Educação e Interdisciplinar, que abrangem este trabalho. Os anais de eventos também são estratificados na área Ciência da Computação e tem Qualis atribuído, o que também foi considerado na análise.

Foram também analisados os índices de co-ocorrência de título e palavras-chave e de co-citação, a partir da criação de grafos utilizando a ferramenta VOS viewer.

Posteriormente, foi realizada uma análise qualitativa dos trabalhos que compõe o portfólio, relacionando seus métodos e resultados às variáveis (objetivo, técnica empregada, cenário de uso,) e perspectivas (do professor, do aluno e da instituição de ensino). A amostra selecionada para a análise foi composta pelos 10 trabalhos mais citados. Para esta etapa foram desconsiderados os documentos cujo tema central de estudo ou aplicação não fossem Analítica da Aprendizagem no contexto da avaliação formativa.

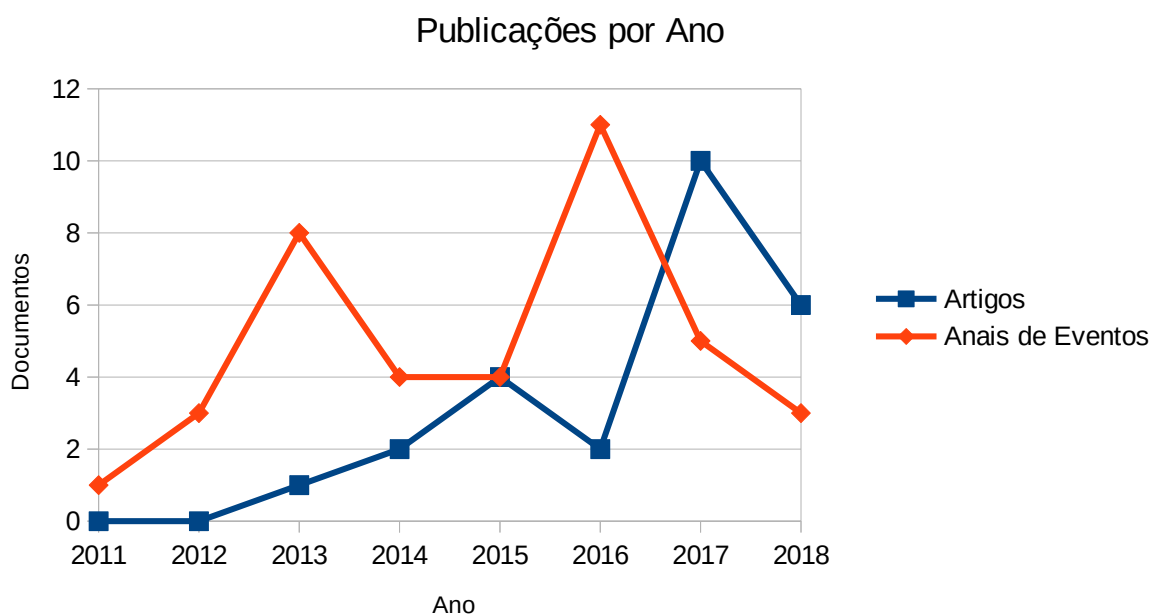
Na fase 3, síntese, são criadas as ilações sobre o tema, relacionando resultados das análises efetuadas da etapa anterior, para que na fase 4, sejam relatadas as conclusões do estudo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise Bibliométrica

Pode-se perceber, conforme apresentado no Gráfico 1, que a data da publicação do primeiro documento coincide com a realização da primeira conferência na área, a International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK). Desde então a produção na área tem oscilado, com quedas em 2014 e 2018 de documentos publicados em anais de eventos, e em 2016 de artigos publicados em periódicos.

Gráfico 1 – Número de Publicações por Ano



Fonte: Elaborado pelo autor

Dos 66 documentos que compõe o portfólio analisado neste estudo, 39 trabalhos foram publicados em conferências, enquanto 25 foram publicados em periódicos, além de 2 capítulos de livro. Destes, considerando a classificação Qualis CAPES, 52% (13 documentos) foram publicados em periódicos considerados de excelência (extratos A1, A2 e B1). O Quadro 4 apresenta a classificação dos periódicos que tem Qualis nas áreas deste trabalho.

Quadro 4 – Classificação dos periódicos

Periódico	Documentos	Qualis	Total
Computers and Education	1	A1	7
Computers in Human Behavior	3		
Frontiers in Psychology	1		
International Journal of Engineering Education	2		
International Journal of Game-Based Learning	1	A2	1
Educational Technology and Society	3	B1	5
Journal of Universal Computer Science	1		
Medical Teacher	1		
Advanced Science Letters	1	B2	2
The Clinical Teacher	1		
Turkish Online Journal of Educational Technology	1	B3	1

Fonte: Elaborado pelo autor

Já entre os trabalhos publicados em anais de eventos, 16 documentos (40%) foram publicados em eventos classificados pelo Qualis. Destes, 14 dos periódicos são consideradas de excelência, recebendo Qualis A1, A2 e B1. A primeira conferência da área, LAK, aparece como a de maior classificação, sendo a única no extrato A1, além de ter publicado o maior número de documentos do portfólio, 9 documentos. O Quadro 5 apresenta a classificação dos eventos e respectiva classificação.

Quadro 5 – Classificação dos trabalhos publicados em anais de eventos

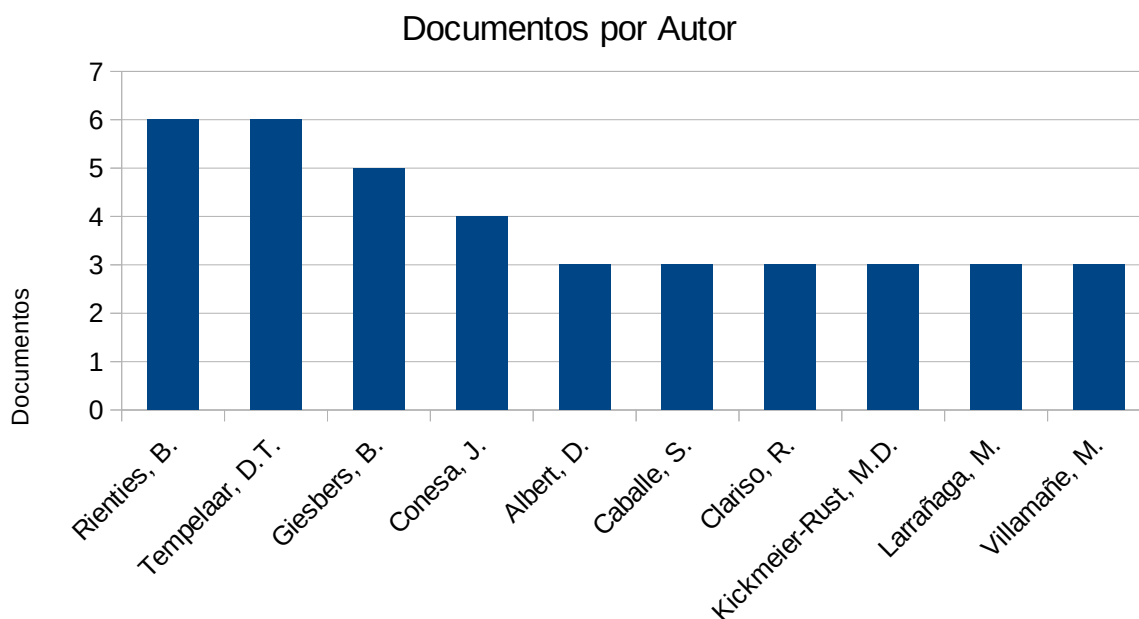
Conferência		Documentos	Qualis CC	Total
LAK	International Conference on Learning Analytics and Knowledge	9	A1	9
ItiCSE	International Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education	1	A2	1
ICALT	IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies	2	B1	7
CISIS	International Conference on Complex, Intelligent, and Software	1		

	Intensive Systems			
FIE	Frontiers in Education Conference	1		
CSEDU	International Conference on Computer Supported Education	2		
INCoS	International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems	1		
ICCE	International Conference on Computers in Education	1	B2	1

Fonte: Elaborado pelo autor

Dentre os autores dos documentos que compõe o portfólio, destacam-se Rienties e Tempelaar que foram autores de 6 trabalhos e Giesbers, autor de 5 trabalhos, conforme mostra o Gráfico 2, que mostra os autores com o maior número de documentos.

Gráfico 2 – Número de Documentos por Autor



Fonte: Elaborado pelo autor

Dentre os trabalhos analisados, a maioria dos documentos foi publicada por autores filiados a instituições de ensino e pesquisa da Holanda, conforme mostra o Quadro 6, que apresenta as instituições e países com o maior número de publicações no tema da pesquisa.

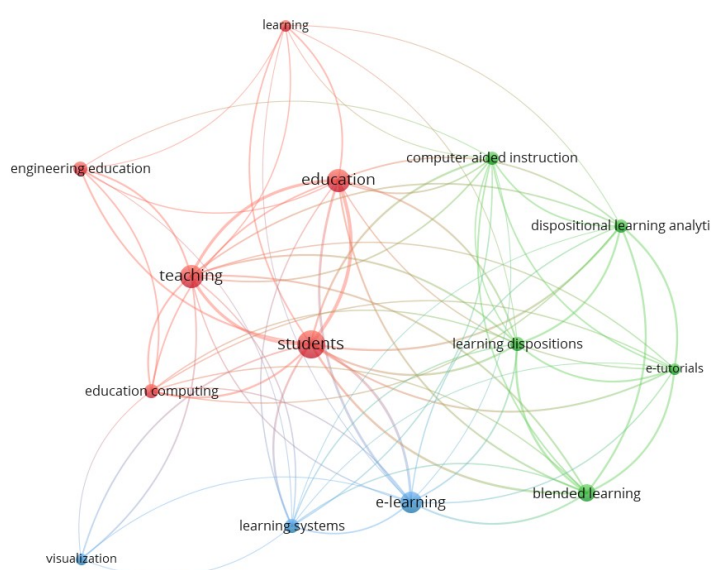
Quadro 6 – Número de Documentos por Instituição

Instituições	País	Publicações
Maastricht University	Holanda	7
Open University	Reino Unido	6
Rotterdam School of Management	Holanda	5
Universitat Oberta de Catalunya	Espanha	4
Technische Universitat Graz	Austria	4
North Carolina State University	Estados Unidos	3
Erasmus University Rotterdam	Holanda	3
University of Amsterdam	Holanda	2
Universidad de Deusto	Espanha	2

Fonte: Elaborado pelo autor

A rede resultante da análise de coocorrência de palavras-chave (Figura 5) apresenta como termos de maior peso “education” (educação), “students” (estudantes) e “teaching” (ensino), conectados de forma mais estreita entre si.

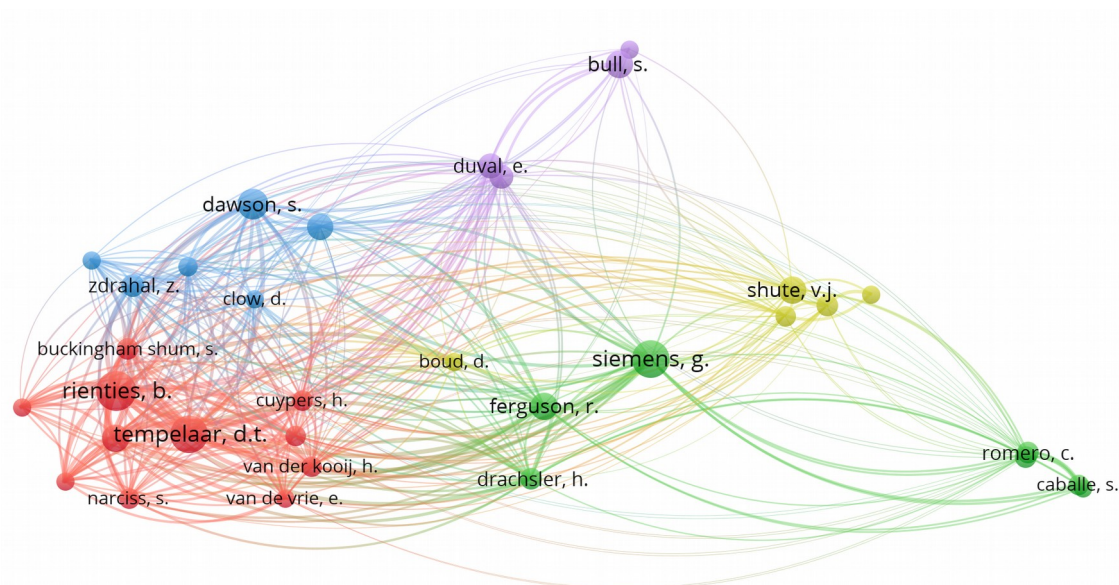
Figura 5 – Coocorrência de palavras-chave



Fonte: Elaborado pelo autor

Dentre os documentos com citações entre si, apresentados na Figura 6, destacam-se Tempelaar e Rientes, que são os autores com o maior número de documentos no portfólio (Gráfico 2) e autores do documento com o maior número de citações, conforme Quadro 7.

Figura 6 – Co-citação de documentos



Fonte: Elaborado pelo autor

A partir do quantitativo de citações, foram selecionados os 10 documentos mais citados para leitura do documento completo, e análise qualitativa das variáveis de pesquisa. Os documentos selecionados estão listados no Quadro 7.

Quadro 7 – Documentos mais citados do portfólio

N	Documento	Título	Citações
1	(TEMPELAAR; RIENTIES; GIESBERS, 2015)	In search for the most informative data for feedback generation: Learning Analytics in a data-rich context	94
2	(VATRAPU et al., 2011)	Towards visual analytics for teachers' dynamic diagnostic pedagogical decision-making	42
3	(TEMPELAAR et al., 2013)	Formative assessment and Learning Analytics	27
4	(TIMMERS; WALRAVEN; VELDKAMP, 2015)	The effect of regulation feedback in a computer-based formative assessment on information	17

		problem solving	
5	(GOVINDARAJAN et al., 2013)	Continuous clustering in big data Learning Analytics	15
6	(ALJOHANI; DAVIS, 2013)	Learning Analytics and formative assessment to provide immediate detailed feedback using a student centered mobile dashboard	14
7	(AVRAMIDES et al., 2015)	A method for teacher inquiry in cross-curricular projects: Lessons from a case study	11
8	(GOGGINS et al., 2015)	Learning Analytics at “small” scale: Exploring a complexity-grounded model for assessment automation	10
9	(WILLIAMS, 2014)	Squaring the circle: A new alternative to alternative-assessment	9
10	(SAQR; FORS; TEDRE, 2017)	How Learning Analytics can early predict under-achieving students in a blended medical education course	9

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2 Análise Qualitativa

Esta seção apresenta os resultados da análise qualitativa, agrupando os trabalhos pelo tema principal abordado. Uma síntese dos resultados da análise sobre cada uma das variáveis de pesquisa é apresentada no Quadro 8.

a) Cenários de Aplicação

Tempelaar, Rienties e Giesbers (2015) aplicam a análise de aprendizagem disposicional, uma infraestrutura que combina dados sobre o modo como cada aluno aprende com dados extraídos de avaliações formativas assistidas por computador e LMSs. O estudo foi conduzido com 922 estudantes de um curso de estatística na modalidade híbrida, considerando estilos de aprendizagem, motivação e envolvimento, e emoções como variáveis disposicionais, além dos dados do LMS, de exercícios nas plataformas MyMathLab e MyStatLab e de dados sobre a performance individual. Com esses dados, os autores criaram modelos com alto poder de predição, e que poderiam auxiliar na avaliação ao longo do desenvolvimento do curso.

Anteriormente, os autores haviam aplicado Analítica da Aprendizagem em um cenário semelhante para analisar o impacto da aprendizagem com foco em testes no desempenho acadêmico, obtendo resultados semelhantes. (TEMPELAAR et al., 2013)

Quadro 8 – Síntese da Análise Qualitativa

N	Aplicação	Técnica	Objetivo	Cenário	Resultado	Perspectiva
1	Análise de aprendizagem disposicional	Modelagem preditiva - Regressão hierárquica linear	Predição de performance	Disciplina híbrida de estatística – 922 alunos	Dados com poder satisfatório de predição	Alunos e Professores
2	Analítica do Ensino	Analítica Visual	Aplicar Analítica da Aprendizagem em sala de aula, em tempo real.	Teórico	Modelo Triádico de Analítica de Ensino	Alunos e Professores
3	Análise de aprendizagem disposicional	Modelagem preditiva - Regressão hierárquica linear	Analisar a relação entre aprendizado com foco em testes e performance.	Disciplina híbrida de Estatística – 1832 alunos	Testes fazem uma grande diferença no desempenho acadêmico.	Alunos Professores
4	Feedback	Teste t pareado	Examinar o efeito do feedback da sobre o desempenho e o comportamento dos alunos ao fazer buscas para resolver problemas.	50 alunos de ensino médio	Buscas aumentaram após cada tarefa.	Alunos e Professores
5	Analítica de Big Data educacional	Clusterização não supervisionada baseada em otimização por enxame de partículas (PSO)	Mineração de dados contínuos	Simulação – entre 100 e 500 estudantes resolvendo 60 problemas em 30 horas	Melhor performance que K-Means	Não se aplica
6	Feedback imediato	Analítica Visual	Analisar a capacidade de uma interface para dispositivos móveis de fornecer feedback detalhado criado por LA e avaliação formativa.	Disciplina no ensino superior – 72 alunos.	Facilidade na aprendizagem de conteúdos iniciais. Feedback conscientiza alunos sobre resultado da aprendizagem.	Alunos e Professores
7	Coleta de Dados	Não se aplica	Introduzir gerais de LA no processo de avaliação formativa mediada por TIC	Formação em Google Forms e Avaliação Formativa – 53 professores das áreas STEM	Modelo TISL	Professores
8	Pequenos conjuntos de dados	Classificação - Tree Augmented Naive Bayes (TAN)	Analisar a Aprendizagem em pequenos grupos usando LA e avaliação formativa.	Módulo 'Explorando Triangulos' de um curso de Geogebra – 28 grupos de 3 a 5 componentes.	Redução da dimensionalidade dos dados e contextualização dos dados para fácil interpretação pelos professores	Alunos e Professores
9	Avaliação Alternativa	Não se aplica	Criar modelos conceituais de avaliação	Teórico	Matriz de granularidade de evidência e afinidade de perfil	Não se aplica
10	Ação	Modelagem preditiva - Regressão	Detectar alunos em risco	Disciplina de Medicina – 133 alunos	Número significativo de estudantes de identificados	Professores e Gestão

Fonte: Elaborado pelo Autor

Já Goggins et al. (2015) analisa pequenos conjuntos de dados, em um contexto definido como aprendizagem em pequenos grupos, utilizando

algoritmos de classificação e criando uma dashboard para visualização. Os esforços descritos no trabalho resultam em redução da dimensionalidade dos dados (muitos fatores afetando a aprendizagem e o desempenho do grupo que podem diminuir drasticamente o desempenho estatístico e de aprendizagem de máquina), além de contextualizá-los para fácil interpretação pelos professores.

Finalmente, Saqr, Fors e Tedre (2017) analisaram os dados da atividade online dos alunos em uma disciplina de Medicina para identificar marcadores quantitativos que se correlacionam com o desempenho dos alunos e podem ser usados como sinais de alerta para futuras reprovações ou desistências. O trabalho apresenta modelos de predição utilizando regressão, que demonstram que um número significativo de estudantes de risco podem ser identificados precocemente, podendo ser realizadas intervenções em fatores modificáveis, como engajamento.

b) Técnicas Aplicadas

Já Vatrappu et al. (2011) focam na utilização de técnicas e ferramentas visuais de Analítica da Aprendizagem para dar suporte à tomada de decisões do docente em sala, em tempo real. Os autores chamam essa abordagem de “Analítica de Ensino”, e para tanto propõe o Modelo Triádico de Analítica de Ensino, um modelo teórico generalista baseado na técnica de programação em pares do modelo de processo ágil Extreme Programming (XP). No modelo descrito no trabalho, os autores propõe que o docente colabore com um especialista em análise visual e um pesquisador que domine a metodologia adotada (*Design-Based Research*) para efetuar a análise durante o processo de aprendizagem.

Timmers, Walraven e Veldakamp (2015) estudaram o efeito do feedback no comportamento do aluno enquanto busca, seleciona e usa informações para resolver um problema sobre seu desempenho. Para tanto, fora utilizado o instrumento Digital Information Skills Measurement (DIM), que inclui tarefas que exigem que os alunos pesquisem na Internet informações relevantes, gerando feedback a cada tarefa – uma nota dada por um especialista e uma autoavaliação. Além disso, o sistema rastreou o número de buscas e o número de sites consultados por aluno para completar duas tarefas

analisadas. Os resultados mostraram um aumento no número de buscas após os estudantes receberem o feedback.

Govindaranjan et al. (2013) apresenta uma solução para educational *big data analytics* a partir da mineração dados contínuos por meio de um algoritmo de clusterização não supervisionada baseada em otimização por enxame de partículas (PSO). Para avaliar o desempenho do algoritmo, os autores executaram uma simulação consistindo de grupos entre 100 e 500 estudantes resolvendo 60 problemas em 30 horas. Neste cenário, a solução proposta teve melhor performance que K-Means, um dos algoritmos mais utilizados para clusterização (BRADLEY; FAYYAD, 1998).

Aljohani e Davis (2013) estudam o feedback imedi4.2 Análise Qualitativa em analítica visual por meio de uma dashboard para dispositivos móveis que retornava aos estudantes resultados de seu desempenho em avaliações formativas. Os autores chegaram à conclusão de que a avaliação formativa ajuda os alunos a avaliar o entendimento inicial, enquanto as técnicas de Analítica da Aprendizagem fornecem aos alunos um feedback que aumenta a conscientização sobre o seu desempenho.

c) Modelos Teóricos

O trabalho de Avramides et al. (2015) trata do desenvolvimento de um modelo para desenvolvimento de avaliação formativa com TIC, com foco na coleta de dados para uso em LA. O modelo TISL (Teacher Inquiry into Student Learning, ou em português “Inquérito do Professor sobre a Aprendizagem do Aluno) foi aplicado em um projeto com 57 professores das áreas STEM (Ciências, Tecnologia, Engenharia e Matemática) e apresentou o Google Forms como uma ferramenta para avaliação formativa, e introduziu formas de coletar, tratar e analisar esses dados.

Já Williams (2014) introduz modelos conceituais de avaliação para explorar como a dependência tradicional de números e notas pode ser substituída por novas formas de criação de perfil e envolvimento intensivo de provas, o que o autor trata como avaliação alternativa.

No modelo criado pelo autor a escala vertical evidencia granularidade: a extensão e o detalhamento da amostragem de evidências para avaliação, de granulação grossa e centrada no desempenho a granulação fina e centrada na

atividade. Na escala horizontal está a afinidade ao perfil: a adequação dos dados gerados no processo de aprendizagem e avaliação para representação no registro de conquista de um aluno.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve por objetivo analisar os cenários de aplicação de técnicas de Analítica da Aprendizagem como insumo para avaliação formativa dos processos de ensino e aprendizagem. Para tanto, foi realizada uma revisão sistemática da literatura que levantou diferentes técnicas de Analítica da Aprendizagem e mineração de dados educacionais e técnicas e métricas utilizadas para auxiliar a avaliação formativa, além de cenários onde estas técnicas podem ser aplicadas.

A partir da análise bibliométrica foi possível perceber que, apesar de o tema não ser novo, o número de publicações da área de Analítica da Aprendizagem tratando especificamente de avaliação formativa não tem sido extremamente expressiva nos últimos anos, e está concentrada nos eventos da área. Ainda assim, os documentos foram publicados em periódicos e conferências de excelência.

Já dentre os trabalhos mais citados, a análise qualitativa demonstrou uma diversidade de técnicas aplicadas que contribuem para, além da avaliação formativa, fomentar o uso de LA em sala de aula e preparar os docentes e suas avaliações para possibilitar a extração de conhecimento.

Com base no estudo realizado, foi possível constatar que por mais que hajam técnicas avançadas para analítica sendo aplicadas no contexto educacional, a área carece de pesquisas com foco em avaliação formativa, envolvendo o processo de criação de avaliações otimizadas para LA, sua aplicação e benefícios a curto, médio e longo prazo. Seria importante ainda a realização de estudos acerca do uso de Analítica da Aprendizagem que considerassem a perspectiva do docente e do discente, e utilizando diferentes ambientes de aprendizagem.

REFERÊNCIAS

- ALJOHANI, N. R.; DAVIS, H. C. Learning Analytics and formative assessment to provide immediate detailed feedback using a student centered mobile dashboard. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEXT GENERATION MOBILE APPLICATIONS, SERVICES, AND TECHNOLOGIES 2013, **Anais...** [s.l: s.n.]
- ATIF, A. et al. Learning Analytics in Higher Education: A Summary of Tools and Approaches. In: 30TH ASCILITE CONFERENCE 2013 PROCEEDINGS 2013, Sydney. **Anais...** Sydney: Macquarie University, 2013. Disponível em: <<http://ascilite.org/conferences/sydney13/program/papers/Atif.pdf>>. Acesso em: 14 nov. 2018.
- AVRAMIDES, K. et al. A method for teacher inquiry in cross-curricular projects: Lessons from a case study. **British Journal of Educational Technology**, [s. l.], v. 46, n. 2, p. 249–264, 2015.
- BECKER, S. A. et al. **NMC Horizon Report: 2018 Higher Education Edition**. Louisville. Disponível em: <<https://library.educause.edu/~media/files/library/2018/8/2018horizonreport.pdf>>. Acesso em: 13 nov. 2018.
- BRADLEY, P. S.; FAYYAD, U. M. Refining Initial Points for K-Means Clustering. **Microsoft Research**, [s. l.], 1998.
- BRASIL. **Lei nº 9394, de 20 de dezembro de 1994. Lei de Diretrizes e Bases da Educação**. 1996. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L9394.htm>. Acesso em: 13 dez. 2018.
- CASTANHEIRA, A. M. P.; CERONI, M. R. Formação Docente e a Nova Visão da Avaliação Educacional. **Estudos em Avaliação Educacional**, [s. l.], v. 19, n. 39, p. 115, 2008. Disponível em: <<http://publicacoes.fcc.org.br/ojs/index.php/eae/article/view/2472>>. Acesso em: 13 dez. 2018.
- CHATTI, M. A. et al. A reference model for Learning Analytics. **International Journal of Technology Enhanced Learning**, [s. l.], v. 4, n. 5/6, p. 318, 2012. Disponível em: <<http://www.inderscience.com/link.php?id=51815>>. Acesso em: 14 nov. 2018.
- CHUEIRI, M. S. F. Concepções sobre a Avaliação Escolar. **Estudos em Avaliação Educacional**, [s. l.], v. 19, n. 39, p. 49–64, 2008. Disponível em: <<http://publicacoes.fcc.org.br/ojs/index.php/eae/article/viewFile/2469/2423>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

CLOW, D. An overview of Learning Analytics. **Teaching in Higher Education**, [s. l.], v. 18, n. 6, p. 683–695, 2013. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13562517.2013.827653>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

COOPER, A. **JISC CETIS Analytics Series Vol.1 No.5.: What is Analytics?** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<http://publications.cetis.ac.uk/2012/521>>. Acesso em: 13 nov. 2018.

COORDENAÇÃO DE APERFEICOAMENTO DE PESSOAL DE NÍVEL SUPERIOR. **Qualis**. [s.d.]. Disponível em: <<http://www.capes.gov.br/sala-de-imprensa/noticias/2550-capes-aprova-a-nova-classificacao-do-qualis>>. Acesso em: 8 jan. 2019.

CORTESÃO, L. Formas de ensinar, formas de avaliar: breve análise de práticas correntes de avaliação. In: ABRANTES, P.; ARAÚJO, F. (Eds.). **Reorganização curricular do ensino básico: avaliação das aprendizagens: das concepções às novas práticas**. Lisboa: Ministério da Educação, 2002. p. 35–42.

CRESWELL, J. W. **Research design : qualitative, quantitative, and mixed methods approaches**. 4. ed. Thousand Oaks: SAGE Publications, 2014. v. 136

CRESWELL, J. W.; CLARK, V. L. P. **Pesquisa de Métodos Mistos**. Porto Alegre: Penso, 2013.

DAWSON, S. et al. Current state and future trends: a citation network analysis of the Learning Analytics field. In: PROCEEDINGS OF THE FOURTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON Learning Analytics AND KNOWLEDGE - LAK '14 2014, New York, New York, USA. **Anais...** New York, New York, USA: ACM Press, 2014. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2567574.2567585>>. Acesso em: 19 nov. 2018.

DENNEN, V. P. Looking for evidence of learning: Assessment and analysis methods for online discourse. **Computers in Human Behavior**, [s. l.], v. 24, n. 2, p. 205–219, 2008. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0747563207000118>>. Acesso em: 12 dez. 2018.

DUVAL, E. Attention please! In: PROCEEDINGS OF THE 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON Learning Analytics AND KNOWLEDGE - LAK '11 2011, New York, New York, USA. **Anais...** New York, New York, USA: ACM Press, 2011. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2090116.2090118>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

FERENHOF, H. A.; FERNANDES, R. F. DEMYSTIFYING THE LITERATURE REVIEW AS BASIS FOR SCIENTIFIC WRITING: SSF METHOD. **Revista**

- ACB**, [s. l.], v. 21, n. 3, p. 550–563, 2016. Disponível em: <<https://revista.acbsc.org.br/racb/article/view/1194>>. Acesso em: 6 nov. 2018.
- FERNÁNDEZ, C. A. **Gaming Learning Analytics for Serious Games**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <http://pubman.e-ucm.es/drafts/e-UCM_draft_296.pdf>. Acesso em: 12 dez. 2018.
- GARCIA, J. Avaliação e aprendizagem na educação superior. **Estudos em Avaliação Educacional**, [s. l.], v. 20, n. 43, p. 201, 2009. Disponível em: <<http://publicacoes.fcc.org.br/ojs/index.php/eae/article/view/2045>>. Acesso em: 13 dez. 2018.
- GIL, A. C. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2017.
- GOGGINS, S. et al. Learning Analytics at “small” scale: Exploring a complexity-grounded model for assessment automation. **Journal of Universal Computer Science**, School of Information Science and Learning Technologies, University of Missouri, Columbia, United States, v. 21, n. 1, p. 66–92, 2015. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84930346306&partnerID=40&md5=a3f53043cf70bb1806290135b90b82f8>>
- GOMES, M. J. PROBLEMÁTICAS DA AVALIAÇÃO EM EDUCAÇÃO ONLINE. In: ACTAS DA CONFERÊNCIA INTERNACIONAL DE TIC NA EDUCAÇÃO : CHALLENGES 2009, Braga. **Anais...** Braga: Universidade do Minho, 2009. Disponível em: <<http://www.wcet.info>>. Acesso em: 13 dez. 2018.
- GÓMEZ-AGUILAR, D.-A.; GARCÍA-PEÑALVO, F.-J.; THERÓN, R. Analítica visual en e-learning. **El Profesional de la Informacion**, [s. l.], v. 23, n. 3, p. 236–245, 2014. Disponível em: <<https://recyt.fecyt.es/index.php/EPI/article/view/epi.2014.may.03>>. Acesso em: 14 mar. 2019.
- GOVINDARAJAN, K. et al. Continuous clustering in big data Learning Analytics. In: PROCEEDINGS - 2013 IEEE 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON TECHNOLOGY FOR EDUCATION, T4E 2013 2013, **Anais...** [s.l: s.n.]
- HAYDT, R. C. **Avaliação do processo ensino-aprendizagem**. 6ª ed. São Paulo: Editora Ática, 2008.
- HIGGINS, J. P. T.; GREEN, S. (EDS.). **Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Interventions - Version 5.1.0**. 2011.
- HOFFMANN, J. **Avaliação Mediadora: uma prática em construção da pré-escola à Universidade**. 8ª ed. Porto Alegre: Mediação, 1993.

KHALIL, M.; EBNER, M. Learning Analytics: Principles and Constraints. In: PROCEEDINGS OF EDMEDIA + INNOVATE LEARNING 2015 2015, Montreal. **Anais...** Montreal: Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2015. Disponível em: <<http://sci-hub.tw/https://www.learntechlib.org/p/151455/>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

LONG, P.; SIEMENS, G. **Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://er.educause.edu/~media/files/article-downloads/erm1151.pdf>>. Acesso em: 13 nov. 2018.

MARCONI, M. de A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de Metodologia Científica**. São Paulo: Atlas, 2017.

MCKIMM, J.; JOLLIE, C.; CANTILLON, P. ABC of learning and teaching: Web based learning. **BMJ (Clinical research ed.)**, [s. l.], v. 326, n. 7394, p. 870–3, 2003. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12702625>>. Acesso em: 15 mar. 2019.

OGUNTIMILEHIN A; ADEMOLA EO. A Review of Big Data Management, Benefits and Challenges. **Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences**, [s. l.], v. 5, n. 6, 2014. Disponível em: <<http://www.cisjournal.org>>. Acesso em: 13 nov. 2018.

OLIVEIRA, M. C. O uso de tecnologias digitais para uma avaliação formativa reguladora e autorreguladora em um curso de Licenciatura em Matemática a distância. In: ANAIS DO XIX ENCONTRO BRASILEIRO DE ESTUDANTES DE PÓS-GRADUAÇÃO EM EDUCAÇÃO MATEMÁTICA 2015, Juiz de Fora. **Anais...** Juiz de Fora: Universidade Federal de Juiz de Fora, 2015. Disponível em: <http://www.ufjf.br/ebrapem2015/files/2015/10/gd6_matheus_oliveira.pdf>. Acesso em: 15 mar. 2019.

OLIVER, R.; HERRINGTON, J. Exploring Technology-Mediated Learning from a Pedagogical Perspective. **Interactive Learning Environments**, [s. l.], v. 11, n. 2, p. 111–126, 2003. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1076/ilee.11.2.111.14136>>. Acesso em: 14 mar. 2019.

OTSUKA, J. L.; ROCHA, H. V. Da. Avaliação formativa em ambientes de EaD. **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)**, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 146–156, 2002. Disponível em: <<http://br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/174/160>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

ROCHADEL, W. et al. Application of mobile devices and remote experiments for physics teaching in elementary education. In: IEEE GLOBAL

ENGINEERING EDUCATION CONFERENCE, EDUCON 2013, **Anais...** [s.l.: s.n.]

RODRIGUES, E. F. A Avaliação e a Tecnologia. In: BACICH, L.; TANZI NETO, A.; TREVISANI, F. de M. (Eds.). **Ensino Híbrido: Personalização e tecnologia na educação**. Porto Alegre: Penso, 2015. p. 123–137.

SAQR, M.; FORS, U.; TEDRE, M. How Learning Analytics can early predict under-achieving students in a blended medical education course. **Medical Teacher**, [s. l.], v. 39, n. 7, p. 757–767, 2017.

SCLATER, N.; PEASGOOD, A.; MULLAN, J. **Learning Analytics in Higher Education: A review of UK and international practice**, JISC, 2016.

SIEMENS, G. Learning Analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. In: PROCEEDINGS OF THE 2ND INTERNATIONAL CONFERENCE ON Learning Analytics AND KNOWLEDGE - LAK '12 2012, New York, New York, USA. **Anais...** New York, New York, USA: ACM Press, 2012. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2330601.2330605>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

SIMÃO, J. P. S. et al. Padrões para interoperabilidade de dados em aplicações educacionais. In: ANAIS DO II SIMPÓSIO IBERO-AMERICANO DE TECNOLOGIAS EDUCACIONAIS 2018, Araranguá. **Anais...** Araranguá: Universidade Federal de Santa Catarina, 2018. Disponível em: <<https://publicacoes.rexlab.ufsc.br/index.php/sited/article/view/315/151>>. Acesso em: 12 dez. 2018.

SOARES, P. B. et al. Análise bibliométrica da produção científica brasileira sobre Tecnologia de Construção e Edificações na base de dados Web of Science. **Ambiente Construído**, [s. l.], v. 16, n. 1, p. 175–185, 2016. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1678-86212016000100175&lng=pt&tlng=pt>. Acesso em: 7 nov. 2018.

SRIVASTAVA, J.; SRIVASTAVA, A. K. Data Mining in Education Sector: A Review. **International Journal of Advanced Networking Applications**, [s. l.], v. 7, n. Special Conference Issue: National Conference on Cloud Computing & Big Data, p. 184–190, 2017.

TARAS, M. ASSESSMENT – SUMMATIVE AND FORMATIVE – SOME THEORETICAL REFLECTIONS. **British Journal of Educational Studies**, [s. l.], v. 53, n. 4, p. 466–478, 2005. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1111/j.1467-8527.2005.00307.x>>. Acesso em: 13 dez. 2018.

TEMPELAAR, D. T. et al. Formative assessment and Learning Analytics. In: 2013, Maastricht University, School of Business and Economics,

Tongersestraat 53, 6211 LM Maastricht, Netherlands. **Anais...** Maastricht University, School of Business and Economics, Tongersestraat 53, 6211 LM Maastricht, Netherlands Disponível em:

<<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84876473964&doi=10.1145%2F2460296.2460337&partnerID=40&md5=ce2f514ada44ae746fa76f280a68acab>>

TEMPELAAR, D. T.; RIENTIES, B.; GIESBERS, B. In search for the most informative data for feedback generation: Learning Analytics in a data-rich context. **Computers in Human Behavior**, [s. l.], v. 47, p. 157–167, 2015.

THOMAS, J. J.; COOK, K. A. A visual analytics agenda. **IEEE Computer Graphics and Applications**, [s. l.], v. 26, n. 1, p. 10–13, 2006. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1573625/>>. Acesso em: 14 mar. 2019.

TIMMERS, C. F.; WALRAVEN, A.; VELDKAMP, B. P. The effect of regulation feedback in a computer-based formative assessment on information problem solving. **Computers and Education**, [s. l.], v. 87, p. 1–9, 2015.

VATRAPU, R. et al. Towards visual analytics for teachers' dynamic diagnostic pedagogical decision-making. In: PROCEEDINGS OF THE 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON Learning Analytics AND KNOWLEDGE - LAK '11 2011, **Anais...** [s.l: s.n.] Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2090116.2090129>>

VÁZQUEZ, M. M.; RODRÍGUEZ, M. C.; NISTAL, M. L. Development of a xAPI application profile for self-regulated learning requirements for capturing SRL related data. In: 2015 IEEE GLOBAL ENGINEERING EDUCATION CONFERENCE (EDUCON) 2015, Tallinn, Estonia. **Anais...** Tallinn, Estonia: IEEE, 2015.

WAHEED, H. et al. A bibliometric perspective of Learning Analytics research landscape. **Behaviour & Information Technology**, [s. l.], v. 37, n. 10–11, p. 941–957, 2018. Disponível em:

<<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/0144929X.2018.1467967>>. Acesso em: 7 jan. 2019.

WILLIAMS, P. Squaring the circle: A new alternative to alternative-assessment. **Teaching in Higher Education**, [s. l.], v. 19, n. 5, p. 565–577, 2014.

APÊNDICE A – PORTFÓLIO DE TRABALHOS ANALISADOS

1. ADA, M. B.; STANSFIELD, M. The Potential of Learning Analytics in Understanding Students' Engagement with Their Assessment Feedback. 2017, [S.l: s.n.], 2017. p. 227–229.
2. ALJOHANI, N. R.; DAVIS, H. C. Learning Analytics and formative assessment to provide immediate detailed feedback using a student centered mobile dashboard. 2013, [S.l: s.n.], 2013. p. 262–267.
3. AVRAMIDES, K. et al. A method for teacher inquiry in cross-curricular projects: Lessons from a case study. **British Journal of Educational Technology**, v. 46, n. 2, p. 249–264, 2015. BOS, N.;
4. BRAND-GRUWEL, S. Profiling Student Behavior in a Blended Course - Closing the Gap between Blended Teaching and Blended Learning. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 65–72.
5. BULL, S. et al. Formative assessment and meaningful Learning Analytics. 2014, [S.l: s.n.], 2014. p. 327–329. CAGLIERO, L.; FARINETTI, L.; BARALIS, E. Test-Driven Summarization: Combining Formative Assessment with Teaching Document Summarization. 2017, [S.l: s.n.], 2017. p. 401–406.
6. CHEN, X.; DE BOER, J. Checkable answers: Understanding student behaviors with instant feedback in a blended learning class. 2015, [S.l: s.n.], 2015.
7. CHEN, Y. et al. Topic modeling for evaluating students' reflective writing: A case study of pre-Service teachers' journals. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 1–5.
8. CHOI, S. P. M. et al. Learning Analytics at low cost: At-risk student prediction with clicker data and systematic proactive interventions. **Educational Technology and Society**, v. 21, n. 2, p. 273–290, 2018.
9. CODE, J.; ZAP, N. Assessment in immersive virtual environments: Cases for learning, of learning, and as learning. **Journal of Interactive Learning Research**, v. 28, n. 3, p. 235–248, 2017.
10. COMPANY, P. et al. Web-Based system for adaptable rubrics case study

- on CAD assessment. **Educational Technology and Society**, v. 20, n. 3, p. 24–41, 2017.
11. DASCALU, M.-L. et al. Formative assessment application with social media integration using computer adaptive testing techniques. 2017, [S.l: s.n.], 2017. p. 56–65. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85027833616&partnerID=40&md5=9502aaff7246a2ebf5cf132f2cdaeb28>>.
 12. FIRTOVA, L. The lea's box project as a practical implementation of educational data mining algorithms. **Turkish Online Journal of Educational Technology**, v. 2016, n. july, p. 569–572, 2016.
 13. FOUGT, S. S. et al. Epistemic network analysis of students' longer written assignments as formative/summative evaluation. 2018, [S.l: s.n.], 2018. p. 126–130. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=3170358.3170414>>.
 14. GAÑÁN, D. et al. A Prototype of an eLearning Platform in Support for Learning Analytics and Gamification. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 362–369.
GANAN, D. et al. Analysis and Design of an eLearning Platform Featuring Learning Analytics and Gamification. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 87–94.
 15. GAÑÁN, D. et al. ICT-FLAG: A web-based e-assessment platform featuring Learning Analytics and gamification. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, 2017, GEWERBESTRASSE 11, CHAM, CH-6330, Switzerland: Springer, 2017. p. 25–54.
 16. GIORGINI, F.; REIMANN, P. **Engaging learning technologies for the classroom of tomorrow**. [S.l: s.n.], 2013. v. 8095.
 17. GOGGINS, S. et al. Learning Analytics at “Small” Scale: Exploring a Complexity-Grounded Model for Assessment Automation. **Journal of Universal Computer Science**. 2015. n. 21, v. 1. p. 66-92.
 18. GOVINDARAJAN, K. et al. Continuous clustering in big data Learning Analytics. 2013, [S.l: s.n.], 2013. p. 61–64.

19. HORIKOSHI, I.; NOGUCHI, M.; TAMURA, Y. Evaluation of Learning Unit Design with Use of Page Flip Information Analysis. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 13.
20. JIMENEZ, D. G. et al. Towards the effective software development of an elearning platform featuring Learning Analytics and gamification. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 177–182.
21. KAWASE, R.; PARMAXI, A. Online student engagement as formative assessment. 2013, [S.l: s.n.], 2013.
22. KICKMEIER-RUST, M. D.; FIRTOVA, L. **Learning Analytics in the Classroom: Comparing Self-Assessment, Teacher Assessment and Tests**. (V. P. et al., Org.). Graz University of Technology, Graz, Austria: Springer Verlag. 2019.
23. KICKMEIER-RUST, M. D.; HILLEMANN, E.-C. E. C.; ALBERT, D. Gamification and smart feedback: Experiences with a primary school level math app.
24. KICKMEIER-RUST, M. D.; HILLEMANN, E. C.; ALBERT, D. **Gamification and smart feedback: Experiences with a primary school level math app**. [S.l: s.n.], 2015. v. 2–4.
25. KICKMEIER-RUST, M. D.; ALBERT, D. **Using hasse diagrams for competence-oriented Learning Analytics**. [S.l: s.n.], 2013. v. 7947 LNCS.
26. KOILE, K. et al. Using machine analysis to make elementary students' mathematical thinking visible. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 524–525. LEEMAN-
27. MUNK, S. P.; WIEBE, E. N.; LESTER, J. C. Assessing elementary students' science competency with text analytics. 2014, [S.l: s.n.], 2014. p. 143–147. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2567574.2567620>>.
28. LIMNIOU, M. et al. **Design a VLE template: Students' and teachers' preferences on engagement and assessment**. [S.l: s.n.], 2016.
29. LUMBANTORUAN, R. et al. Formative assessment and Learning Analytics in informatics diploma program. **Advanced Science Letters**, v.

- 23, n. 5, p. 4472–4477, 2017.
30. MAIER, U.; RAMSTECK, C.; HOFFMANN, K. Formative assessment and Learning Analytics: development usage and optimization of an online course for the diagnostics and promotion of basic knowledge in the area of language. **Zeitschrift fur Erziehungswissenschaft**, v. 20, n. 4, p. 728–747, 2017.
31. MANCA, S.; CAVIGLIONE, L.; RAFFAGHELLI, J. E. Big Data for Social Media Learning Analytics: Potentials and Challenges. **Journal of E-Learning and Knowledge Society**,
32. MENCHACA, I.; GUENAGA, M.; SOLABARRIETA, J. Learning Analytics for formative assessment in engineering education. **International Journal of Engineering Education**, v. 34, n. 3, p. 953–967, 2018.
33. MENCHACA, I.; GUENAGA, M.; SOLABARRIETA, J. Using Learning Analytics to assess project management skills on engineering degree courses. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 369–376.
34. MING, N. C.; MING, V. L. Predicting student outcomes from unstructured data. 2012, [S.l: s.n.], 2012. MÜLLER, W.; REBHOLZ, S.; LIBBRECHT, P. **Automatic inspection of E-portfolios for improving formative and summative assessment**. [S.l: s.n.], 2017.
35. NGUYEN, V. A. The Impact of Online Learning Activities on Student Learning Outcome in Blended Learning Course. **Journal of Information & Knowledge Management**, v. 16, n. 4, p. 1750040, 2017.
36. HIWA, K. et al. Graphical tool for formative assessment with the Moodle quiz module. 2013, [S.l: s.n.], 2013. p. 15–17.
37. REBHOLZ, S.; LIBBRECHT, P.; MÜLLER, W. Learning Analytics as an investigation tool for teaching practitioners. 2012, [S.l: s.n.], 2012.
38. REYNOLDS, R.; GOGGINS, S. P. Designing socio-technical systems to support guided “discovery-based” learning in students: The case of the globaloria game design initiative. 2013, [S.l: s.n.], 2013.
39. ROWE, E. et al. Assessing implicit science learning in digital games. **Computers in Human Behavior**, v. 76, p. 617–630, 2017.
40. SAQR, M.; FORS, U.; TEDRE, M. How Learning Analytics can early

- predict under-achieving students in a blended medical education course. **Medical Teacher**, v. 39, n. 7, p. 757–767, 2017.
41. SCHAFFER, H. E. et al. Automating individualized formative feedback in large classes based on a directed concept graph. **Frontiers in Psychology**, v. 8, n. FEB, 2017.
42. SCOTT, K.; MORRIS, A.; MARAIS, B. Medical student use of digital learning resources. **Clinical Teacher**, v. 15, n. 1, p. 29–33, 2018.
43. SHUTE, V. J.; RAHIMI, S. Review of computer-based assessment for learning in elementary and secondary education. **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 33, n. 1, p. 1–19, 2017.
44. SINGH, A. B.; MØRCH, A. I. An analysis of participants' experiences from the first international MOOC offered at the University of Oslo. **Nordic Journal of Digital Literacy**, v. 13, n. 1, p. 40–64, 2018.
45. SOLTANPOOR, R.; THEVATHAYAN, C. ;SOUZA, D. Adaptive Remediation for Novice Programmers Through Personalized Prescriptive Quizzes. 2018, [S.l: s.n.], 2018. p. 51–56.
46. SPECTOR, J. M. Emerging educational technologies and research directions. **Educational Technology and Society**, v. 16, n. 2, p. 21–30, 2013.
47. TEMPELAAR, D. T. et al. Formative Assessment and Learning Analytics. 2013, Maastricht University, School of Business and Economics, Tongersestraat 53, 6211 LM Maastricht, Netherlands: [s.n.], 2013. p. 205–209.
48. TEMPELAAR, D. T.; RIENTIES, B.; GIESBERS, B. Stability and Sensitivity of Learning Analytics Based Prediction Models. 2015, Netherlands: SciTePress, 2015. p. 156–166.
49. TEMPELAAR, D. T.; RIENTIES, B.; GIESBERS, B. **Computer Assisted, Formative Assessment and Dispositional Learning Analytics in Learning Mathematics and Statistics**. [S.l: s.n.], 2014. v. 439.
50. TEMPELAAR, D. T.; RIENTIES, B.; GIESBERS, B. **Understanding the role of time on task in formative assessment: The case of mathematics learning**. [S.l: s.n.], 2015. v. 571.

51. TEMPELAAR, D. T.; RIENTIES, B.; GIESBERS, B. **Verifying the stability and sensitivity of Learning Analytics based prediction models: An extended case study**. [S.l: s.n.], 2016. v. 583.
52. TEMPELAAR, D. et al. Student profiling in a dispositional Learning Analytics application using formative assessment. **Computers in Human Behavior**, v. 78, p. 408–420, 2018.
53. TIMMERS, C. F.; WALRAVEN, A.; VELDKAMP, B. P. The effect of regulation feedback in a computer-based formative assessment on information problem solving. **Computers and Education**, v. 87, p. 1–9, 2015.
54. VAN LEEUWEN, A. Learning Analytics in a flipped university course. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 514–515. Disponible em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2883851.2883874>>.
55. VATRAPU, R. et al. Towards visual analytics for teachers' dynamic diagnostic pedagogical decision-making. 2011, [S.l: s.n.], 2011. p. 93. Disponible em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2090116.2090129>>.
56. VILLAMAÑE, M. et al. Using Visual Learning Analytics to Support Competence-Based Learning. 2018, Bilbao, Spain: Association for Computing Machinery, 2018. p. 333–338.
57. VILLAMAÑE, M.; ALVAREZ, A.; LARRAÑAGA, M. EvalVis: Enriching formative assessment with visual Learning Analytics. **International Journal of Engineering Education**, v. 34, n. 3, p. 1001–1012, 2018.
58. VILLAMAÑE, M. et al. RubricVis: Enriching rubric-based formative assessment with visual Learning Analytics. 2016, [S.l: s.n.], 2016. p. 363–368.
59. WANG, C. et al. The effect of considering individual learning processes when creating online learning environments: A comparison of offline and online content materials. 2017, [S.l: s.n.], 2017.
60. WILLIAMS, P. Squaring the circle: A new alternative to alternative-assessment. **Teaching in Higher Education**, v. 19, n. 5, p. 565–577, 2014.