

Integrando Sistemas de Recomendação com Mineração de Dados Educacionais e Learning Analytics: Uma revisão sistemática da Literatura

Fábio Josende Paz, PGIE - UFRGS e URCAMP, Fabiopaz@urcamp.edu.br
Silvio César Cazella, PGIE - UFRGS e UFCSPA, silvio.cazella@gmail.com

Resumo: Apesar de modelos de previsão de desempenho educacional ser um assunto novo, está crescendo o interesse de profissionais da área em sua utilização. Este artigo objetiva apresentar uma revisão sistemática da literatura para identificar publicações científicas sobre Sistemas de Recomendação com *Learning Analytics (LA)* e Mineração de Dados Educacionais (MDE) a fim de obter uma visão do estado da arte. A revisão foi realizada utilizando as bases do Portal de Periódicos da Capes o qual possui mais de 38 mil publicações, foram encontrados 251 estudos internacionais para a revisão, sendo 7 estudos incluídos para uma análise aprofundada. Entre seus principais resultados destaca-se a apresentação de indicadores gerados por LA e MDE apresentados através de Dashboards que auxiliam no processo de ensino e aprendizagem, também que não foram encontrados sistemas de recomendações para coordenadores de cursos e gestores de instituições. Em síntese, é possível que este mapeamento permita aos pesquisadores ter um panorama sobre o tema objeto de estudo e que o mesmo aponta tendências de pesquisa que poderão ser foco de futuras investigações.

Palavras chaves: Revisão sistemática, Sistema de Recomendação Educacional, Gestão Educacional.

Abstract: *Although predictive models of educational performance are a new subject, the interest of professionals of the area in its use is growing. This article aims to present a systematic review of the literature to identify scientific publications on Recommendation Systems with Learning Analytics (LA) and Educational Data Mining (MDE) in order to obtain an overview of the state of the art. The review was carried out using the bases of the Portal de Periódicos da Capes, which has more than 38,000 publications, 251 international studies were found for the review, and 7 studies were included for an in-depth analysis. Among its main results it is worth highlighting the presentation of indicators generated by LA and MDE presented through Dashboards that aid in the teaching and learning process, also that no recommendation systems were found for course coordinators and institutions managers. In summary, it is possible that this mapping allows researchers to have a panorama about the subject of study and that it points out research trends that may be the focus of future research.*

Keywords: *Systematic review, Educational Recommendation System, Educational Management.*

1 Introdução

Destaca-se na área educacional à capacidade de prever o desempenho final de um aluno (BAKER & YACEF, 2009; ROMERO & VENTURA, 2010), porém construir um modelo de previsão de desempenho do aluno prático e compreensível para os usuários é uma tarefa desafiadora (W. XING et al, 2015). Cazella et al., (2009) acrescenta que é um grande desafio aos professores quando se pretende identificar e recomendar materiais personalizados para cada estudante, baseando-se em suas necessidades, interesses e competências a serem desenvolvidas.

Nesse sentido, diversas pesquisas têm sido realizadas sobre a temática, investigando técnicas de recomendação que melhor se adaptam às necessidades de estudantes e professores nos processos de ensino e aprendizagem (COSTA et al., 2013), algumas delas são as ferramentas de *Learning Analytics* (LA) e técnicas de Mineração de Dados Educacionais (MDE).

Técnicas de MDE segundo Baker *et al.* (2011) tem como objetivo explorar conjuntos de dados coletados em ambientes educacionais, possibilitando de forma eficaz compreender os alunos, como aprendem, como ocorre a aprendizagem, além de outros fatores que influenciam na aprendizagem. Estas técnicas de MDE já foram aplicadas em vários estudos (PRABHA, SHANAVAS, 2014; COSTA *et al.*, 2015; PAZ e CAZELLA, 2017) com resultados satisfatórios gerando informação para apoio á gestores educacionais. Ainda, *Learning Analytics* (LA) é a medição, coleta, análise e interpretação dos dados produzidos nos ambientes educacionais, permitindo avaliar o progresso acadêmico, prever o futuro e identificar possíveis problemas. (SIEMENS E LONG, 2011; JOHNSON *et al.* (2011). Além disso, Rigo *et al.* (2014) afirmam que LA pode auxiliar no acompanhamento e visualização de diversos aspectos fundamentais no processo de ensino e aprendizagem, nesse contexto, alguns estudos utilizaram a análise automática dos dados denominada *Learning Analytics* (ARNOLD, 2010; RIGO *et al.*, 2014).

Contribuindo os Sistemas de Recomendação Educacionais (SRE) podem ser usados provendo materiais didáticos e informações úteis que considerem as preferências dos estudantes e ajudando-os a alcançar os objetivos de aprendizagem do curso (LIU et al., 2013; COSTA et al., 2013).

Frente a este cenário, o presente artigo de revisão teve como objetivo mapear a utilização de Sistemas de Recomendação Educacionais com *Learning Analytics* e Mineração de Dados Educacionais a fim de oferecer subsídios a novas pesquisas. Este artigo está estruturado em cinco seções, incluídas a introdução e os estudos teóricos para embasamento desta pesquisa. Na seção 2, os materiais e métodos são apresentados, na sequência na seção 3, a análise dos resultados e discussão. Por fim apresentam-se as

considerações finais e as referências deste estudo.

2 Materiais e Métodos

Este estudo caracteriza-se como uma revisão sistemática da literatura, que conforme Dresch et al., (2015) serve para mapear, encontrar, avaliar, além de identificar lacunas a serem preenchidas, resultando em um relatório coerente ou em uma síntese, proporcionando uma visão abrangente e robusta, permitindo assim que pesquisadores mantenham-se a par do que tem sido estudado em suas áreas de interesse. As revisões sistemáticas da literatura são compostas por seis etapas, conforme Figura 1.

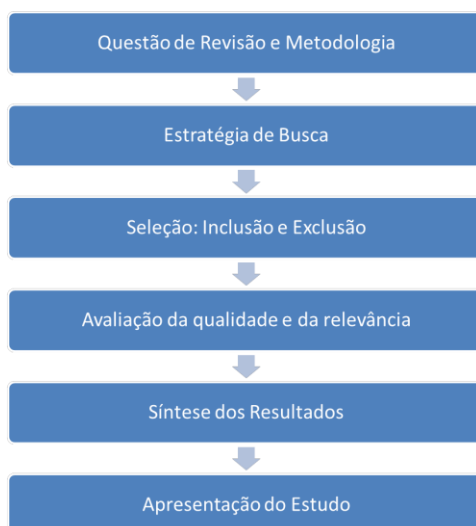


Figura 1: Etapas da revisão sistemática da literatura.

Fonte: Adaptado de Gough et al., (2012) e Dresch et al., (2015).

Em sua primeira etapa foi identificado o tema central da pesquisa que são os Sistemas de Recomendação (SR) com Mineração de Dados Educacionais (MDE) e *Learning Analytics* (LA) e as questões norteadoras da investigação, sendo elas: a) A utilização de MDE e LA favorecem SR educacionais?; b) Quais são as contribuições de MDE e LA nos SR?; c) Existem indicadores de gestão educacional nos SR educacionais existentes?; d) Que tipos de recomendações e indicadores são gerados pelos SR educacionais existentes?; e) Quais os usuários-alvo das recomendações nessas iniciativas?. Na sequência a estratégia de busca foi definida, palavras chaves foram geradas, após a realização de testes foi definido os termos na composição de uma string de busca: “*Learning Analytics and Educational Data Mining or Recommendation Systems*”, estes termos poderiam aparecer em qualquer parte do documento, além da definição do período de 2007 até 2017 e somente artigos revisados por pares na língua inglesa, estas regras foram aplicadas no portal de Periódicos da Capes que contém mais de 38 mil publicações, incluindo bases como SCOPUS, SpringerLink, IEEE, Scielo, ScienceDirect entre outros, o resultado apresentou 251 artigos, os quais foram lidos seus resumos e aplicados os critérios de inclusão e exclusão apresentados na Tabela 1, resultando em 10 artigos para sua leitura

completa.

Crítérios de Inclusão	Crítérios de Exclusão
Artigo original	Artigo de revisão
Artigos publicados a partir de 2007	Artigos duplicados
Artigos do idioma Inglês	Artigos somente EDM ou LA
Artigos revisados por pares	Artigos fora do contexto da pesquisa
Artigo SR Educacionais	Artigos SR não educacionais

Tabela 1: etapa 3 da revisão sistemática: critérios de inclusão e exclusão.

Fonte: Dos autores, 2018.

Antes de passar para a próxima etapa foi realizada mais uma busca que consiste em apresentar para um especialista da área a lista de fontes encontradas e solicitar que o mesmo sugira novas fontes e indique outros especialistas a serem consultados (LITELL et al., 2008), nessa etapa foram sugeridos outros três autores relevantes na área dos quais foram encontrados 15 artigos, os mesmos foram incluídos na base original, totalizando 25 documentos a serem lidos na íntegra. Após a leitura completa dos artigos, passa-se a etapa 4, onde os mesmos foram avaliados a qualidade e a relevância dos estudos de forma criteriosa, sendo 18 artigos excluídos, restando sete (07) estudos potenciais para responder as questões desta pesquisa, na Figura 2 visualiza-se uma síntese dos processo de seleção dos artigos. Na sequência será apresentada a síntese dos resultados.

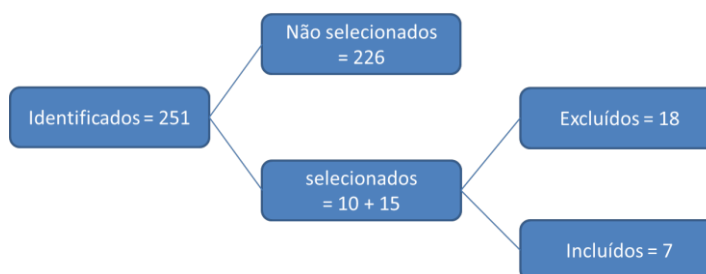


Figura 2: Síntese do processo de seleção dos artigos.

Fonte: Dos Autores, 2018.

3 Resultados e Discussões

Iniciando a síntese dos resultados encontrados, pode-se observar uma boa quantidade de trabalhos sobre Sistemas de Recomendação nas mais diferentes abordagens, porém em relação a Sistemas de Recomendação Educacionais com LA e MDE o número é bem restrito, na Tabela 2 visualizam-se os trabalhos encontrados, bem como uma análise e categorização dos mesmos.

Publicações Analisadas	SR com feedback automático para:				SR com Dashboard (indicadores)	Aplicação	Ensino	Ferramenta SR	Ferramenta utilizada	Método
	Alunos	Professores	Coordenadores	Gestão Acad.						
Fulantelli et al., 2015	Sim	Sim	Não	Não	Sim	Movel/WEB	Médio	MELOD	MELOD	Estudo de caso
W. Xing et al., 2015	Não	Sim*	Não	Não	Não	Não tem	Médio	Não	GEOGEBRA	Construção de uma teoria, com testes práticos.
Dyckhoff et al., 2012	Sim	Sim	Não	Não	Sim	Desktop	Grad.	Elat	Elat	Estudo de caso e validação da ferramenta
Berlan et al., 2015	Não	Sim	Não	Não	Sim	Movel	Fund. E Médio	AMOEBÁ	IPRO	Estudo de caso.
Liu et al., 2013	Não	Sim	Não	Não	Não	Web	Pós-Grad.	TF-IDF	ISI Web of Knowledge	Estudo de caso
Imiran et al., 2014, 2016	Sim	Não	Não	Não	Não	Web	Grad.	PLORS	AVA (moodle)	Construção da Ferramenta

Tabela 2: Análise e categorização dos trabalhos encontrados

Fonte: Dos Autores, 2018.

Na tabela 2 são apresentadas as publicações analisadas, onde todas utilizam Mineração de Dados Educacionais e Learning Analytics, nestas se percebe que os Sistemas de Recomendações Educacionais não possuem *Feedback* para coordenadores e Gestão acadêmica, ainda apenas dois trabalhos possuem feedback automático para alunos e professores juntos, sendo a maioria dos trabalhos (n=5) tem foco em professores. Os Painéis de Instrumentos ou *Dashboards* foram utilizados em três estudos, eles são projetados para fornecer uma visualização rápida das recomendações (FULANTELLI et al., 2015) e permitem um melhor entendimento de resultados de indicadores pré-estabelecidos (DYCKHOFF et al., 2012). Nesse sentido, Dyckhoff et al., (2012) afirmam que indicadores abrangentes e bem estruturados são cruciais para que um sistema de recomendação com LA e MDE seja eficaz e bem sucedido.

Apenas um trabalho não tem aplicação desenvolvida e por isso o * da tabela, pois o mesmo não possui *feedback* automático, a maioria (N=4) são aplicações web, porém ainda existem aplicações desktop e móvel, foram listadas as Ferramentas SR e as ferramentas utilizadas para análise da base de dados e por fim o método mais utilizado foi o estudo de caso em quatro artigos.

Conforme Dyckhoff et al., (2012); Berlan et al., (2015) e Fulantelli et al., (2015) indicadores são necessários para a construção de Sistemas de Recomendação, portanto, na sequência apresentam-se na Tabela 3 os indicadores utilizados nestes trabalhos.



Publicação	Indicador	Observação
Fulantelli et al., 2015 Dyckhoff et al., 2012 W. Xing et al., 2015	Número de vezes o conteúdo é acessado pelo aluno;	Permite identificar o nível do aluno.
Fulantelli et al., 2015 Dyckhoff et al., 2012 W. Xing et al., 2015 Imiran et al., 2014	Tipos de mídia acessados pelo aluno (texto, imagem, vídeo, etc.);	Pode ser analisada a quantidade de cada item.
Fulantelli et al., 2015	Número das intervenções do professor;	Permite identificar o nível do aluno.
Fulantelli et al., 2015	Quantidade de novos conteúdos criados pelo aluno;	Exemplo: páginas web, documentos de texto, apresentações multimídia, etc.
Fulantelli et al., 2015	Direção da interação: Prof. -> Aluno ou Aluno -> Prof;	
Fulantelli et al., 2015 Dyckhoff et al., 2012 W. Xing et al., 2015 Imiran et al., 2014	Número de mensagens trocadas;	Exemplo: Fóruns, chats, etc..
Fulantelli et al., 2015	Número de contribuições em um documento compartilhado;	
Fulantelli et al., 2015 W. Xing et al., 2015 Imiran et al., 2014	Participação dos alunos através da escrita;	Exemplo: número de mensagens postadas, documentos carregados, chats, etc.
Fulantelli et al., 2015 W. Xing et al., 2015	Participação dos alunos através da leitura;	Exemplo: número de mensagens abertas, documentos baixados, etc.
Fulantelli et al., 2015	Continuidade dos alunos na participação;	Exemplo: distribuição do número de conexões ou durações das conexões no tempo, etc.
Fulantelli et al., 2015 Dyckhoff et al., 2012 Imiran et al., 2014	Risco de abandono escolar pelo isolamento	Permite identificar o nível de isolamento.
Dyckhoff et al., 2012	Comportamento do aluno	Quantas vezes fez Login no sistema.
Dyckhoff et al., 2012 Imiran et al., 2014	Quantidade de cliques em objetos	Identificar o perfil do aluno.
Dyckhoff et al., 2012	Inatividade de alunos	Para identificar precocemente tendências a evasão.
Dyckhoff et al., 2012 W. Xing et al., 2015	Frequência de atividade	Permite identificar perfis de alunos e disciplinas
Dyckhoff et al., 2012	Interações / Login	Identificar a média de interações por Login.
Dyckhoff et al., 2012	Tempo em atividade / Login	Identificar o tempo do aluno nas atividades
Dyckhoff et al., 2012	Top recursos mais acessados	Identificar o que está mais visualizado pelos alunos.
Berlan et al., 2015	Interação entre alunos	Medir a interação entre alunos.
Berlan et al., 2015	Padrão de respostas	Identificar padrões de respostas entre alunos.
Imiran et al., 2014	Indicadores pessoais	Identificar regiões e bairros próximos para agrupar.
Imiran et al., 2014	Níveis de aprendizagem	

Tabela 3: Indicadores encontrados.**Fonte: Dos Autores, 2018.**

Na tabela 03, evidencia-se que através dos indicadores é possível identificar fatores que levam a evasão, melhora no rendimento, alunos mais ativos na comunicação, mudanças ou não de rendimento após intervenções do professor, além disso, que os indicadores mais utilizados são: “Tipos de mídia acessados pelo aluno (texto, imagem, vídeo, etc.); Número de



mensagens trocadas; Número de vezes o conteúdo é acessado pelo aluno; Participação dos alunos através da escrita; Risco de abandono escolar pelo isolamento.” Percebe-se que muitos indicadores são utilizados em conjunto para obter informações para os *Dashboards* auxiliando assim a análise e tomada de decisão em tempo real.

Dyckhoff et al., (2012) e Imiran et al., (2014) em seus estudos concluem que permitir a configuração dos indicadores pelo próprio professor ou gestor aumenta a utilidade do sistema para um conjunto maior de usuários. Um exemplo apresentado é configurar a quantidade de vezes por semana necessária de *logins* no sistema para que o aluno seja considerado: “muito ativo”, “ativo” ou “pouco ativo”, igualmente, os autores afirmam que para um melhor aproveitamento da ferramenta os professores deverão ser capazes de escolher de forma dinâmica quais os indicadores visuais são mais úteis para lhe assessorar, ou seja, a possibilidade de personalizar o Sistema de Recomendação.

Imiran et al., (2014) e Berlan et al., (2015) complementam que indicadores de perfis de alunos permitem um agrupamento através de Técnicas de Mineração de dados, o que traz benefícios para os estudantes em diversas áreas, pois permite que o professor crie grupos adequados que apoiem a colaboração, aprendizado e engajamento, possibilitando aumentar o rendimento destes grupos. No entanto, W. Xing et al, (2015) acrescenta que apesar de muitos indicadores já serem usados com sucesso em SER, para que os mesmos sejam lançados é necessário uma compreensão profunda dos fatores que influenciam o aprendizado dos alunos, portanto usar teorias educacionais correspondentes é imprescindível para um bom resultado.

Segundo Dyckhoff et al., (2012) e Fulantelli et al., (2015) os *Dashboards* devem ser usados por professores para analisar o comportamento dos alunos em relação as suas interações realizadas durante a experiência de aprendizagem e assim realizar intervenções educacionais e Imiran et al., (2014) demonstra que é possível detectar os estilos de aprendizagem e colocá-los em grupos o que aumenta o desempenho acadêmico e a aprendizagem.

Nos estudos ficou clara a utilização e importância de *Learning Analytics* e Mineração de Dados Educacionais para a criação de Sistemas de Recomendação Educacionais ao utilizar análise de aprendizagem e técnicas de mineração de dados como regras de associação, algoritmos de predição e técnicas de análise de redes sociais. Ainda assim, Dyckhoff et al., (2012) acrescentam que uma ferramenta de LA deve fornecer dados atuais e capacidades abrangentes de análise de dados e estar disponível em todos os momentos, não apenas no fim do semestre, corroborando Berlan et al., (2015) que afirma que um *Feedback* em tempo real maximiza a interação entre usuários possibilitando uma maior aprendizagem. E W. Xing et al, (2015) acrescenta que alguns Sistemas de Recomendação produzem previsões ou recomendações sem explicação ou justificativa, levando

usuários (professores, alunos, gestores) há não ter confiança nele. O que corrobora estudos de Romero & Ventura (2010) e Siemens & Baker (2012) que afirmam que modelos de predição tradicionais exigem um entendimento sofisticado, assim conclui-se que se os professores não conseguirem interpretar os indicadores e *Dashboards* eles não poderão fornecer feedback significativo a seus alunos.

Por fim Dyckhoff et al., (2012) em seus estudos teóricos e práticos apresentam uma série de principais características de design que o SRE deve possuir: “Usabilidade”, “utilidade”, “interoperabilidade”, “extensibilidade”, “reutilização”, “operação em tempo real” e “privacidade de dados”.

4 Considerações finais

Neste trabalho foram apresentados os resultados de um mapeamento sistemático sobre SER com LA e MDE que contou com a análise de 7 estudos internacionais publicados no período de 2007 a 2017 no Portal de Periódicos da Capes. Em relação às perguntas norteadoras do estudo observou-se que o aspecto mais explorado nas publicações foi que a utilização de indicadores gerados por LA e MDE apresentados através de *Dashboards* auxiliam ao *feedback* em tempo real para os envolvidos, melhorando o processo de aprendizagem, ainda que não foram encontrados recomendações para coordenadores de cursos e gestores de Instituições de ensino. Igualmente, o foco destes sistemas está priorizando os professores deixando em segundo plano: alunos e gestão acadêmica. Ainda foram apresentadas as contribuições de MDE e LA nos SR educacionais, além das recomendações e indicadores utilizados.

Considerando os resultados deste estudo identifica-se um nicho de pesquisa na área de Sistemas de Recomendação Educacionais com LA e MDE os quais possuem muitas possibilidades de melhorias. Em síntese, é possível que este mapeamento permita aos pesquisadores ter um panorama sobre SER com LA e MDE e que o mesmo aponta tendências de pesquisa que poderão ser foco de futuras investigações.

Este trabalho não foge da limitação clássica em revisões sistemáticas que se refere à execução de todo o processo, podendo estudos ou dados relevantes não terem sido considerados no processo de análise. Outra limitação está na base de dados, o Periódico da Capes apesar de indexar uma boa quantidade de periódicos, ainda existem outros que podem agregar pesquisas a este estudo. Como trabalhos futuros pretende-se expandir este mapeamento englobando mais bases de dados internacionais.

Referências

ARNOLD, K. E. Signals: Applying Academic Analytics. *EDUCAUSE Quarterly*. 33 (1). Disponível em <http://er.educause.edu/articles/2010/3/signals-applying-academic-analytics>. Acesso dia 25 de agosto de 2017, 2010.



BAKER, R. and YACEF K. “The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions.” Pages 3-17. **JEDM -Journal of Educational Data Mining**, Volume 1, Issue 1, October, 2009.

BAKER, R., ISOTANI, S., CARVALHO, A., Mineração de Dados Educacionais: Oportunidades para o Brasil. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, 19(2), p. 3-13. 2011.

BERLAND, M.; DAVIS, D.; SMITH, C. P. AMOEBA: Designing for collaboration in computer science classrooms through live learning analytics. *Intern. J. Comput.-Support. Collab. Learn*, V. 10, p. 425–447, 2015.

CAZELLA, S. C., REATEGUI, E. B., MACHADO, M., & BARBOSA, J. L. V. Recomendação de objetos de aprendizagem empregando filtragem colaborativa e competências. In **Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)**, Florianópolis, SC, 2009.

COSTA, E., AGUIAR, J., & MAGALHÃES, J. Sistemas de Recomendação de Recursos Educacionais: conceitos, técnicas e aplicações. In **Jornada de Atualização em Informática na Educação (JAIE)**, Campinas, SP, 2013.

COSTA, Susane Santos da; CAZELLA, Silvio; RIGO, Sandro José., Minerando dados sobre o desempenho de alunos de cursos de educação permanente em modalidade EAD: Um estudo de caso sobre evasão escolar na UNA-SUS. **RENOTE**, v. 12, n. 2, 2015.

DRESCH, a.; LACERDA, d. p.; ANTUNES JUNIOR, j. a. v. **Design Science Research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: Bookmann, 2015.

DYCKHOFF, A. L., ZIELKE, D., BÜLTMANN, M., CHATTI, M. A., & SCHROEDER, U. Design and Implementation of a Learning Analytics Toolkit for Teachers. **Educational Technology & Society**, 15 (3), 58–76, 2012.

FULANTELLI, G.; TAIBI, D.; ARRIGO, M. A framework to support educational decision making in mobile learning. **Computers in Human Behavior**, N. 47, p. 50–59, 2015.

GOUGH, D.; OLIVER, S.; THOMAS, J. *An introduction to systematic reviews*. London: **Sage**, 2012.

IMRAN, H.; ZADEH, M. B.; CHANG, T.W.; KINSHUK; GRAF, S. A Framework to Provide Personalization in Learning Management Systems through a Recommender System Approach. **ACIIDS 2014**, p. 271-280, 2014.

IMRAN, H.; ZADEH, M. B.; CHANG, T.W.; KINSHUK; GRAF, S. PLORS: a personalized learning object recommender system. **Vietnam Journal Of Computer Science**, N. 3, p. 3-13, 2016.



- JOHNSON, L., R. SMITH, H. WILLIS, A. Levine, HAYWOOD, K., Learning Analytics. *The 2011 Horizon Report*. Austin, Texas: **The New Media Consortium**. Disponível em: <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/HR2011.pdf>. Acesso 24 agosto de 2017, 2011.
- LITELL, J. H.; CORCORAN J.; PILLA, V. Systematic reviews and meta-analysis. New York: **Oxford University Press**, 2008.
- LIU, C.; CHANG, C. TSENG, J. The effect of recommendation systems on Internet-based learning for different learners: A data mining analysis. **British Journal of Educational Technology**, Vol. 44, N. 5, p. 758–773, 2013.
- PAZ, F. J.; CAZELLA, S. C.3 Identificando o perfil de evasão de alunos de graduação através da Mineração de dados Educacionais: um estudo de caso de uma Universidade Comunitária. **VI Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE 2017)**, p. 624 – 633, 2017.
- PRABHA, S. Lakshmi; SHANAVAS, A.R. Mohamed. (2014), EDUCATIONAL DATA MINING APPLICATIONS. *Operations Research and Applications: An International Journal (ORAJ)*. Vol. 1, No. 1, p. 1- Agosto, 2014.
- ROMERO, C., & VENTURA, S. Educational data mining: A review of the state of the art. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: **Applications and Reviews, IEEE Transactions on**, 40(6), 601–618, 2010.
- RIGO, Sandro J.; CAMBRUZZI, Wagner; BARBOSA, Jorge L. V.; CAZELLA, Sílvio C., Aplicações de Mineração de Dados Educacionais e *Learning Analytics* com foco na evasão escolar: oportunidades e desafios. **Revista Brasileira de Informática na Educação**, Volume 22, Número 1, p. 132-146, 2014.
- SIEMENS, G., LONG, P. Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE review*, **46** (5), 2011.
- Siemens, G., & Baker, R. S. Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration. In Proceedings of the 2nd **international conference on learning analytics and knowledge** (pp. 252–254), ACM, 2012.
- XING, W.; GUO, R.; PETAKOVIC, E.; GOGGINS, S. Participation-based student final performance prediction model through interpretable Genetic Programming: Integrating learning analytics, educational data mining and theory. **Computers in Human Behavior**, N. 47, p. 168–181, 2015.