

Uma Experiência do Uso de Ferramentas de *Learning Analytics* para Análise de Interações

Italo Dantas de Souza

Curso de Licenciatura em Ciências da Computação – Universidade Federal da Paraíba
(UFPB) – Campus IV – Litoral Norte
58297-000 – Rio Tinto – PB – Brasil

italo.souza@dce.ufpb.br

***Abstract.** Problems such as retention and evasion in higher education institutions have been studied for several years. The Learning Analytics (LA) research area has been seen as an alternative to minimize such problems by investigating student-produced data such as grades, attendance and interaction with peers, teachers, and educational resources in order to improve performance School. This article aims to present an experience of the use of two LA tools using data from the Computer Applied Logic discipline of the Computer Science Licentiate course stored in the Integrated System of Management of Academic Activities (SIGAA) in order to analyze how Interact and understand how the level of student interaction influences their performance. Given the results, it was possible to perceive that the information extracted were important signposts for teacher of the discipline.*

***Keywords:** Learning Analytics, Virtual Learning Environment, Computing in Education.*

***Resumo.** Problemas como retenção e evasão nas Instituições de Ensino Superior têm sido objeto de estudo há vários anos. A área de pesquisa Learning Analytics (LA) tem sido vista como uma alternativa para minimizar tais problemas, pois investiga dados produzidos pelos estudantes como, por exemplo, notas, frequência e interação com colegas, professores e recursos educacionais, a fim de melhorar o desempenho escolar. Este artigo tem como objetivo apresentar uma experiência do uso de duas ferramentas de LA utilizando dados da disciplina de Lógica Aplicada a Computação do curso de Licenciatura em Ciência da Computação armazenados no Sistema Integrado de Gestão de Atividades Acadêmicas (SIGAA) com o intuito de analisar como interagem e compreender como o nível de interação dos estudantes, influência o seu desempenho. Diante dos resultados, pôde-se perceber que as informações extraídas foram importantes sinalizadores para professor da disciplina.*

***Palavras-Chave:** Learning Analytics, ferramentas, interação.*

1. Introdução

A evasão escolar tem sido objeto de estudo há vários anos e, constantemente, pesquisas são realizadas, buscando suas causas e maneiras para diminuição de tal problema. Segundo [Filho et al. 2007], perdas de estudantes que iniciam, mas não terminam seus cursos são desperdícios sociais, acadêmicos e econômicos. Isso se dá pelo fato de que o dinheiro investido não tem retorno, devido à desistência do estudante, além de não haver formação de novos profissionais qualificados. Além da evasão estudantil, existem outros problemas no âmbito educacional, tais como: frustração das expectativas com o curso, dificuldades de aprendizado, altos índices de reprovação, baixa participação dos alunos nos ambientes virtuais de aprendizagem (AVA) e falta de práticas metodológicas e motivadoras [Dias et al. 2010].

Há técnicas apresentadas pela área de LA que podem ser utilizadas na resolução de tais problemas, tendo em vista que, apresentam a utilização de dados produzidos por e recolhidos em nome dos estudantes, a fim de avaliar o progresso acadêmico, prever o desempenho futuro e identificar possíveis problemas [Johnson et al. 2012], e tem objetivo de entender e otimizar o aprendizado e o ambiente em que este ocorre [LAK 2011].

Diante desses problemas, o presente artigo tem como objetivo apresentar uma experiência do uso de duas ferramentas de LA (Gephi e RapidMiner) para análise de interações de alunos armazenados no Sistema Integrado de Gestão de Atividades Acadêmicas (SIGAA) a fim de compreender melhor os seus desempenhos. Os dados utilizados nos experimentos foram de alunos matriculados na disciplina de Lógica Aplicada à Computação (LAC), semestre 2016.2, do curso de Licenciatura em Ciência da Computação, da Universidade Federal da Paraíba.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: na seção 2 são apresentados os conceitos sobre *Analytics* e *Learning Analytics*. Na seção 3 são descritas as ferramentas de LA Gephi e RapidMiner Studio usadas nos experimentos. Na seção 4 são apresentados resultados da experiência da aplicação dessas ferramentas com dados colhidos na disciplina de LAC. Na seção 5 são descritas as considerações finais do trabalho e, por fim, são listadas as referências bibliográficas.

2. *Learning Analytics*

Antes de definir *LA*, é preciso conhecer a definição de *Analytics*, que de acordo com [Barneveld et al. 2012], significa processos de avaliação e análise de dados que nos permitem medir, melhorar e comparar o desempenho de indivíduos, programas, departamentos, instituições ou empresas, grupos de organizações e/ou toda a indústria. Já segundo [UNESCO 2012], *Analytics* é um termo usado em negócios e ciência para se referir ao suporte computacional para a captura de dados digitais para ajudar na tomada de decisões.

Mesmo possuindo uma grande quantidade de dados sobre os estudantes, as IES têm sido tradicionalmente ineficientes no uso desses dados porque realizam análises com atrasos substanciais, retardando ações e perdendo oportunidades de intervenções [Siemens e Long 2011]. Além disso, algumas IESs não conhecem como fazer o uso dessas informações de maneira adequada para beneficiar os seus estudantes e professores. De acordo com a 1ª Conferência Internacional *Learning Analytics and*

Knowledge [LAK 2011], LA são a medida, coleta, análise e relato dos dados de estudantes e seus contextos com o propósito de entender e otimizar o aprendizado e o ambiente em que este ocorre. Já segundo [Johnson et al. 2012], LA refere-se à interpretação de uma ampla gama de dados produzidos por e recolhidos em nome dos estudantes, a fim de avaliar o progresso acadêmico, prever o desempenho futuro e identificar possíveis problemas. Para [Barneveld et al. 2012], em uma das definições, refere-se a LA como sendo a utilização de dados e modelos para prever o progresso e desempenho do aluno, e a capacidade de agir sobre essa informação.

A área de *LA* tem como objetivo fazer a análise dos dados que são produzidos de uma maneira eficiente, buscando melhoria no sistema de aprendizagem. Segundo [Lockyer et al. 2013], LA oferece um método de obter informações de como os estudantes estão interagindo com os recursos de aprendizagem, ou de como está sendo a interação entre estudantes e seus professores. Informações como quanto tempo o estudante passa para realizar login no AVA, tempo que fica *on-line*, tempo que ficou realizando alguma atividade, se está interagindo com colegas através de *chats* e fóruns disponibilizados no AVA, qual mídia (áudio, vídeo e texto) o estudante mais se interessa. Enfim, uma quantidade de dados, muitas vezes inexplorados, que podem ser utilizados pelos professores em busca de uma maneira mais adequada para personalizar o ensino para seus estudantes a fim de fazê-los alcançar o melhor desempenho possível.

2.1 Modelo de Referência de *Learning Analytics*

Vários autores explicam e demonstram o processo de *Learning Analytics*, tais como: [Greller e Drachsler 2012] e [Chatti et al. 2012 apud Moissa et al. 2014]. Para esse artigo, será utilizado como modelo de referência o trabalho de [Chatti et al. 2012 apud Moissa et al. 2014] por apresentar dados que são mais citados, além de ser mais explicativo e documentado que os outros autores. O modelo de referência de LA pode ser visualizado na Figura 1.

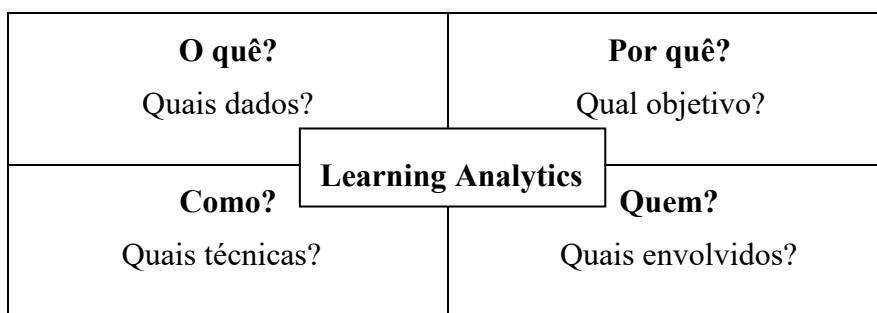


Figura 1. Modelo de Referência de *Learning Analytics*

Fonte: [Chatti et al. 2012 apud Moissa et al 2014].

As quatro dimensões deste modelo são:

- **O que?** – Esta dimensão refere-se aos tipos de dados coletados. Esses dados podem ser provenientes do ambiente de aprendizagem utilizado, de fontes institucionais, de redes sociais, etc.
- **Quem?** – Esta dimensão refere-se a quem os resultados da análise serão direcionados, podendo ser a alunos, professores, instituições educacionais

(administradores), pesquisadores, projetistas de sistema, etc. Cada um dos envolvidos tem suas próprias perspectivas, objetivos e expectativas em relação aos resultados.

- **Por quê?** – Esta dimensão está relacionada com os resultados/objetivos da análise realizada, por exemplo, monitoramento e análise, predição e intervenção, tutoria e monitoria, avaliação e *feedback*, adaptação, personalização e recomendação, reflexão.
- **Como?** - Esta dimensão refere-se às diferentes técnicas que podem ser empregadas para detectar padrões contidos nos dados e atingir os objetivos contidos na dimensão *Por quê?*.

Após a identificação do que é necessário para construir a análise de dados, é preciso antes entender as etapas do processo de LA, que serão demonstradas a seguir.

2.2 Processo de LA

O processo de LA, segundo [Chatti et al. 2012 apud Cambuzzi 2014], está dividido em três grandes etapas, conforme pode ser visto na Figura 2.

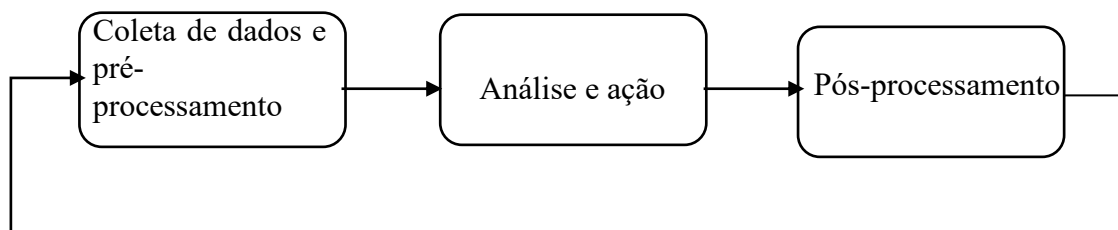


Figura 2. Processo de *Learning Analytics*.

Fonte: [Chatti et al. 2012]

- **Coleta de dados e pré-processamento:** responsável pela coleta de dados nos diversos sistemas e ambientes educacionais e pela transformação dos dados em um formato que possa ser usado de entrada para as técnicas de LA.
- **Análises e Ações:** com base nos dados obtidos na etapa anterior, deve ser escolhida uma técnica de LA que permita descobrir padrões escondidos nos dados com o objetivo de proporcionar uma experiência de aprendizado mais efetiva. Além das análises e visualizações das informações, essa etapa pode incluir ações de monitoramento, predição, intervenção, adaptação, personalização, recomendação e outras.
- **Pós-processamento:** responsável pela melhoria contínua no processo de LA, pois envolve a inclusão e exclusão de dados e atributos, redefinição de indicadores e identificação de novos métodos de análises.

3. Ferramentas de LA

Existem diversas ferramentas de LA na literatura, tais como: Gephi (Bastian et al. 2009), RapidMiner Studio (Hofmann e Klinkenberg 2014), Tableau (Murray 2013),

LightSIDE (Mayfield e Rosé 2013) e D2L Brightspace (Heiman 2016). Essas ferramentas podem, por exemplo, proporcionar:

- predição de sucesso de um estudante/turma;
- identificar os estudantes aos quais pode haver intervenção;
- favorecer a adaptação do conteúdo para se tornar mais adequado a cada aluno (personalização);
- verificar o nível de interação aluno-aluno, aluno-professor;
- fornecer dados que possibilitem identificar falhas no processo de ensino aprendizagem.

Neste artigo serão apresentadas duas ferramentas Gephi e RapidMiner Studio ambas gratuitas. Essas ferramentas foram escolhidas de acordo com a simplicidade de instalação, por terem documentação mais acessível, e por atenderem além do propósito empresarial, o propósito educacional.

3.1 Gephi

Gephi é uma plataforma de código aberto para a visualização e manipulação de grafos dinâmicos e hierárquicos, incluindo todos os tipos de redes e sistemas complexos. O usuário é livre para modificar o visual e interagir com a estrutura das redes, posteriormente adicionando filtros para ressaltar os aspectos que deseja e, enfim, exportando o resultado final em SVG, PNG ou PDF [Marquez et al. 2013].

A ferramenta usa grafos para a representação dos dados, onde cada nó (no caso educacional) pode representar um estudante e cada aresta representa suas relações de interação entre eles, a espessura da aresta pode tanto definir o peso das relações, sendo as relações com menos peso, apresentam menor espessura e relações com mais peso apresentam arestas com maior espessura, quanto para demonstrar tempo decorrido para realização de alguma atividade, sendo as arestas com menor espessura as atividades que foram feitas em menos tempo, e as que foram feitas em mais tempo, apresentando arestas com maior espessura. Sua principal função é servir como método de análise de dados (performance e texto) elaboração de hipóteses (o “Como?”, “De que modo?” e o “Por quê?” de algo.) e descoberta de padrões. Também é largamente utilizado na visualização de redes de relações entre indivíduos e dos conteúdos que (re) produzem tornando-se uma ferramenta para pesquisas de opinião e no campo da cibercultura [Marquez et al. 2013].

O Gephi permite a entrada e saída de dados nos formatos [Marquez et al. 2013]: **.GEXT**, **.GDF**, **.GraphML** (Grafos com nós e arestas definidos). **.Gephi** (Grafos com nós, arestas, estrutura e visual definidos). **.CSV** (Tabela de nós e/ou arestas separada por vírgulas, ponto e vírgulas ou pipes (caractere “|”)).

3.2 RapidMiner Studio

O RapidMiner é uma plataforma de software e fornece um ambiente integrado para a aprendizagem de máquina, mineração de dados, mineração de texto, análise preditiva e análise de negócios [Jalloule et al. 2014]. RapidMiner é usado para aplicações comerciais e industriais, bem como para a pesquisa, a educação, a formação a prototipagem rápida e desenvolvimento de aplicativos, suportando todas as etapas do

processo de mineração de dados, incluindo resultados de visualização, validação e otimização [Jalloule et al. 2014].

RapidMiner Studio contém mais de 1500 operações para todas as tarefas de análise de dados profissionais, desde o particionamento de dados, até a análise baseada no mercado. Mas também métodos de mineração de texto, mineração de web, análise de fóruns de discussão na Internet, bem como a análise de séries temporais e previsão, estão disponíveis. RapidMiner Studio permite usar visualizações em gráficos 3-D, matrizes de dispersão e mapas auto organizados. Além de permitir que seus dados sejam totalmente personalizáveis, gráficos exportáveis com suporte para zoom e reescalonamento para impacto visual [RapidMiner Studio Manual 2014]. A entrada de dados pode ser realizada através de banco de dados ou planilhas do excel, e a saída dos resultados pode ser feita na forma de tabelas, grafos ou árvores de decisão.

4. Estudo de Caso

O estudo de caso foi realizado com o intuito de demonstrar o potencial da área de LA em questões como o monitoramento e análise de interações. A Figura 3 apresenta as quatro dimensões do modelo de referência de LA, proposto por Chatti, para o estudo de caso.

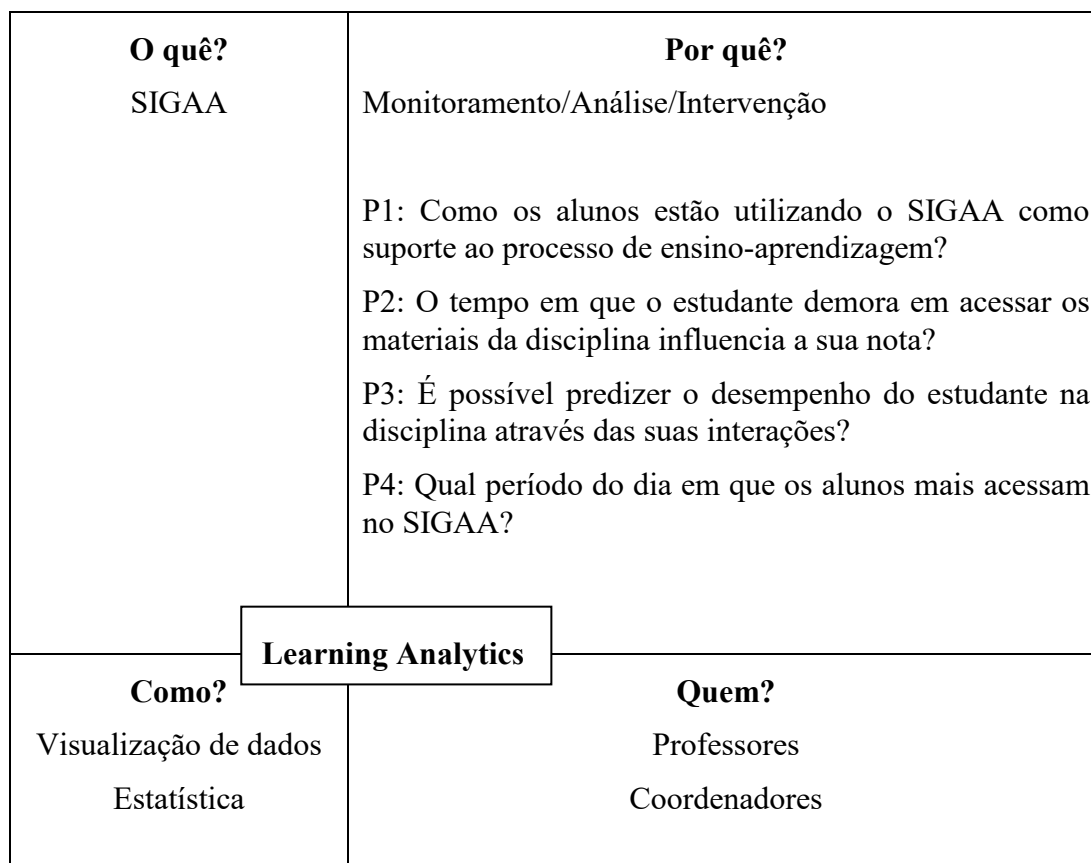


Figura 3. Dimensões do Modelo de Referência de LA proposto por Chatti para o Estudo de Caso

A dimensão “O quê?” define a fonte dos dados que serão analisados e, neste caso, foi do SIGAA. Na Tabela 1, é possível observar a lista de dados

coletados do SIGAA durante o período de 19/01/2017 a 21/04/2017. A dimensão “**Por quê**” está associada com os objetivos a serem atingidos. Para isso, foram elaboradas quatro perguntas pontuais (P1, P2, P3 e P4), que serão respondidas a seguir. A dimensão “**Quem?**” define que os resultados deste estudo de caso se destinam a professores e coordenadores. A dimensão “**Como?**” indica as técnicas empregadas para atingir os objetivos propostos.

Tabela 1. Dados utilizados para o estudo de caso

ID (1 a 22 correspondem aos alunos e 23 ao professor)
Acesso aos arquivos (384 ocorrências)
Acesso ao SIGAA (365 ocorrências)
Inserção de arquivos (20 ocorrências)
Acesso à frequência (13 ocorrências)
Acesso às notícias (11 ocorrências)
Acesso aos participantes (9 ocorrências)
Acesso às notas (9 ocorrências)
*Acesso a conteúdo/plano de curso (8 ocorrências)
Acesso aos questionários (7 ocorrências)
Acesso às avaliações (6 ocorrências)
Acesso à enquete (4 ocorrências)
Acesso às referências (3 ocorrências)
Acesso ao fórum (1 ocorrência)
Frequência
Nota da unidade I
Nota da unidade II
Data

*Nos logs de sistema acessar conteúdo para os estudantes significa acesso ao plano de curso, para o professor continua sendo acesso ao plano de curso.

Para responder as perguntas P1, P2 e P4, foi utilizada a ferramenta Gephi e foi necessária a produção de duas tabelas (node e edge). Na tabela node encontram-se todos os nós com seus IDs (estudantes e funcionalidades do sistema). Na tabela edge encontram-se o nó de saída, o nó de destino, o tipo de ligação entre os nós (direta e indireta) e o peso das ligações entre os nós. No grafo, estudantes e professora serão representados por nós numéricos (1, 2, 3, ..., 23) e as funcionalidades do sistema serão representadas pelos nós nominais (Acesso a arquivos, acesso a notas, etc.).

A seguir são apresentadas as perguntas e as respostas obtidas após a utilização de ferramentas de LA.

P1: Como os alunos estão utilizando o SIGAA como suporte ao processo de ensino-aprendizagem?

O SIGAA apresenta diversas funcionalidades (visualizar arquivos, fazer o *download* de arquivos, ter acesso a fóruns de discussão, visualizar notas, frequência, realizar enquetes, entre outros), todas com o intuito de fornecer um ambiente de ensino-aprendizagem diversificado.

O estudo de caso foi realizado entre os dias 19/01/17 a 21/04/17, e, para cada mês (janeiro, fevereiro, março e abril), foi produzido um grafo, demonstrando às interações dos estudantes e do professor para com o SIGAA, conforme podem ser vistos nas Figuras 3, 4, 5 e 6.

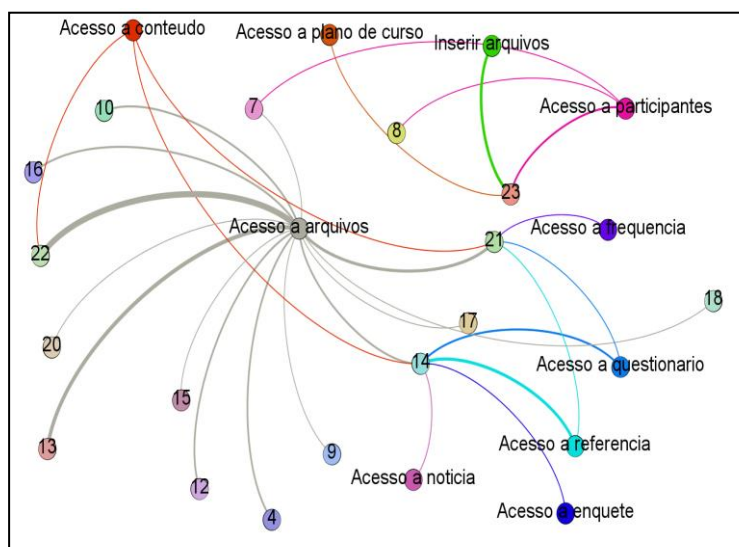


Figura 4. Interação Janeiro

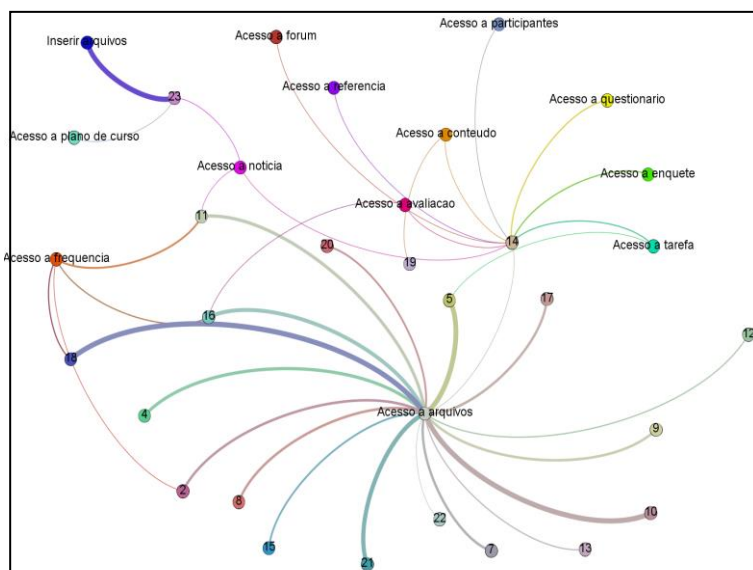


Figura 5. Interação Fevereiro

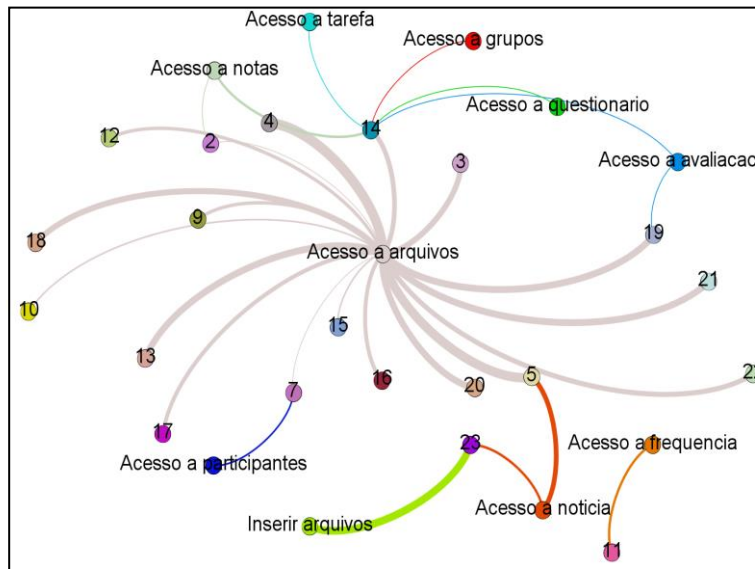


Figura 6. Interação Março

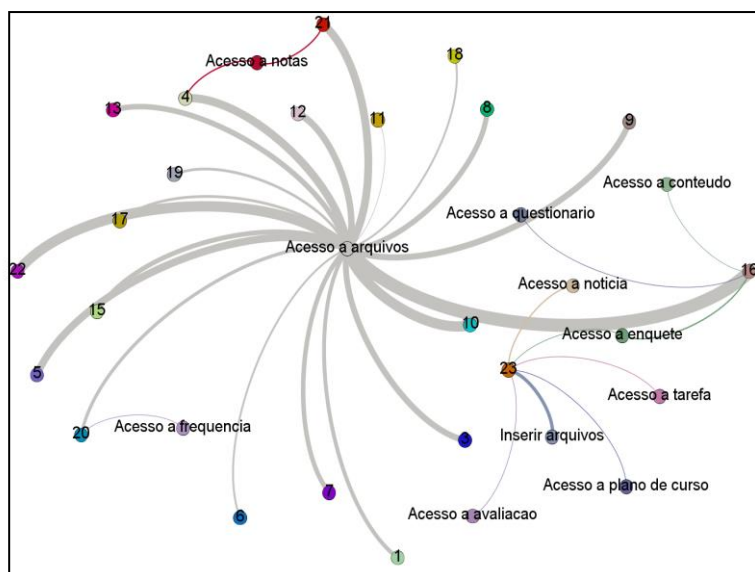


Figura 7. Interação Abril

Foi possível notar que, ao longo dos meses, o número de interações dos estudantes com os recursos disponíveis no SIGAA aumenta. No mês de janeiro, é possível observar o menor índice de acesso dos estudantes ao sistema, que pode ser justificado por ser o início do período. E que o pico de acessos a arquivos se dá entre os meses de março e abril, devido à realização de trabalhos ou provas nesse período.

Exemplificando, no mês de janeiro houveram 23 acessos a arquivos, por parte dos alunos, no mês de fevereiro houve cerca de 75 acessos a arquivos, no mês de março houve 105 acessos a arquivos, já no mês de abril, cerca de 168 acessos a arquivos foram

contabilizados. Além desses dados de número de acesso a arquivos, durante as unidades I e II da disciplina, vale demonstrar também o baixo acesso dos alunos no fórum do SIGAA, que durante os quatro meses só foi acessado por um aluno no mês de fevereiro.

P2: O tempo em que o estudante demora em acessar os materiais da disciplina influencia a sua nota?

Para tentar responder a essa pergunta, foram utilizados os dados de interação com os materiais inseridos pela professora da disciplina, apenas entre o período que corresponde à unidade II da disciplina (10/03/17 á 21/04/17), por se tratar de uma análise mais detalhada, o que demandaria uma grande quantidade de tempo (dias) se fosse realizada também para a unidade I. A diferença da espessura das arestas nesse caso significa o tempo que foi decorrido para acessar o arquivo, sendo arestas com menor espessura para os estudantes que acessaram mais rapidamente e arestas com maior espessura para maiores tempos até o acesso.

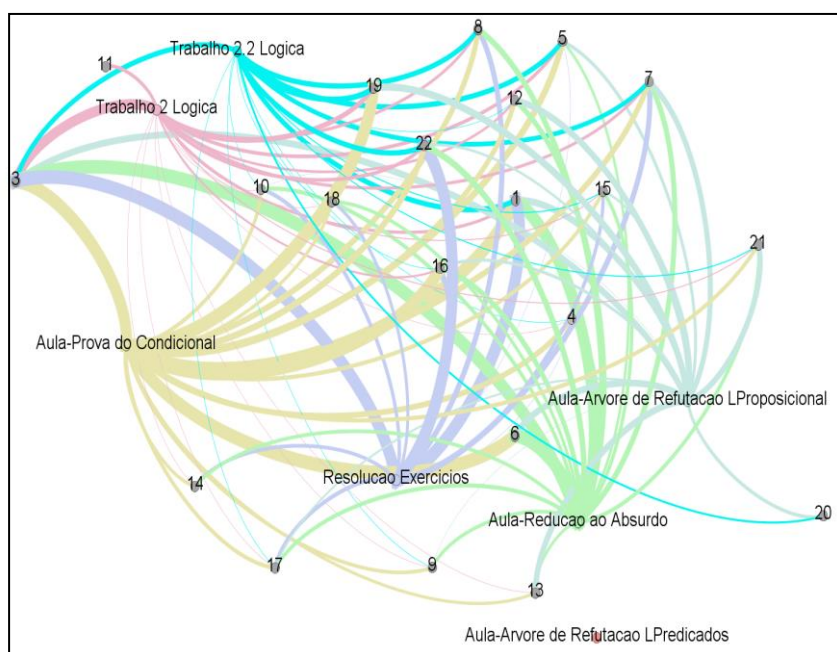


Figura 8. Acompanhamento dos materiais

Foi possível identificar que o grafo apresenta diferença em relação ao tempo de acesso dos arquivos por parte dos alunos, onde é notável que os alunos alternem entre acessar rapidamente alguns arquivos, já em outros nem tanto. Vale destacar que o nó Aula-Árvore de Refutação LPredicados não foi acessado nenhuma vez durante o período em que os dados foram coletados pois, apesar de ter sido adicionado no período da unidade II, é material associado à unidade III e que o nó “2” não é apresentado no grafo, pois não acessou nenhum dos arquivos deste período.

Após a produção do grafo foi realizado um estudo para detectar se há uma relação com as notas dos alunos na disciplina. Na figura 8 é apresentada uma relação com a identificação e as notas dos alunos.

ID	Nota unidade II	ID	Nota unidade II
1	2	12	10
2	9,5	13	4
3	0	14	4,5
4	8,8	15	6,8
5	5	16	8,5
6	3	17	6,8
7	5,5	18	9,5
8	2	19	2
9	8,9	20	6,3
10	6,8	21	9,5
11	0	22	2,5

Figura 9. Notas unidade II

Analisando a tabela de notas e com a atualização do grafo gerado, a partir do peso das arestas, onde as arestas com maior espessura apresentam maior tempo até o acesso, e as com menor espessura apresentam menores tempos até o acesso à informação. Foi possível identificar que dos 07 alunos que tiveram sucesso na disciplina (tiraram nota maior ou igual a 7,0) na unidade II, 5 (71,42%) acessaram os materiais disponíveis em até 5 dias, 1 (14,59%) acessou os materiais em até 10 dias e 1 (14,59%) não acessou o sistema acadêmico no período correspondente a unidade II (aluno 2). Neste último caso, possivelmente, o aluno obteve os materiais da disciplina por outro meio.

Foi possível identificar que neste caso há influência no tempo que os alunos acessam ao material com as notas que tiraram na disciplina.

P3: É possível prever o desempenho do estudante na disciplina através das suas interações?

Para responder a essa pergunta, foi utilizada a ferramenta RapidMiner Studio onde é possível realizar a predição de sucesso dos estudantes. Para realizar essa predição foram utilizados os dados de acesso dos alunos no SIGAA, número de interação, frequência e notas da unidade I. A ideia foi realizar a predição de notas da unidade II, mesmo que essas notas já estivessem disponíveis, com o intuito de verificar se a ferramenta pudesse ser capaz de realizar a predição.

Os dados foram manuseados para serem suportados pela ferramenta. Foram produzidas duas tabelas no excel, a primeira é a tabela de controle, com os atributos: "ID"; "acesso ao sigaa 1º" (correspondente a janeiro); "interação 1º mês"; "faltas 1º mês"; "acesso ao sigaa 2º" (correspondente a fevereiro); "interação 2º mês"; "faltas 2º mês"; "total de acessos" e "notas da 1º unidade". Já a segunda conta com os mesmos atributos da primeira, com a diferença que o 1º e 2º mês correspondem a março e abril respectivamente, além do acréscimo da coluna "notas da 2º unidade maior ou igual a 7" que é a coluna na qual será realizada a predição.

ID	prediction(Notas 2ª unidade maior ou igual a 7)	confidence(Não)	confidence(Sim)	Acessos ao sigaa 1ª	Interação 1ª mês	Faltas 1ª mes	Acessos ao sigaa 2ª	Interação 2ª mês	Faltas 2ª mes	Total de Acessos	Notas 1ª Unidade
1	Não	1	0	0	0	2	2	6	0	2	7.600
2	Sim	0	1	4	1	0	1	1	0	5	7.900
3	Não	1	0	4	7	0	3	9	0	7	0
4	Sim	0	1	9	12	0	7	13	0	16	8.200
5	Não	1	0	16	16	2	9	11	0	25	6.800
6	Não	1	0	0	0	0	1	3	0	1	5.500
7	Não	1	0	5	2	0	4	7	0	9	9
8	Não	1	0	0	0	2	4	8	0	4	7.800
9	Sim	0	1	3	4	0	5	9	0	8	8.500
10	Não	1	0	2	2	0	7	15	0	9	8.800
11	Não	1	0	3	3	2	1	1	0	4	4.300
12	Sim	0	1	4	4	0	7	10	0	11	9.700
13	Não	1	0	4	8	2	4	7	0	11	5.800
14	Não	1	0	4	13	2	0	0	0	4	6.100
15	Não	1	0	1	2	0	3	7	0	4	6.200
16	Sim	0	1	6	5	2	16	21	0	22	8.300
17	Não	1	0	2	5	0	2	4	0	4	6.500
18	Sim	0	1	3	7	2	4	3	0	7	9.500
19	Não	1	0	5	9	2	3	4	0	8	6.600
20	Não	1	0	7	8	0	4	6	0	11	5.200
21	Sim	0	1	4	8	0	7	15	0	11	8.300
22	Não	1	0	5	6	0	4	15	0	9	7.300

Figura 10. Predição de notas da unidade II

Após a utilização da ferramenta, a taxa de acerto para este caso foi 100% para a predição das notas da unidade II para os alunos da disciplina de LAC. É importante ressaltar que nem em todos casos o resultado será 100%, podendo ter variações nesse número de taxa de acerto, dependendo dos dados que serão utilizados na predição.

P4: Qual período do dia em que os alunos mais acessam o SIGAA?

Cada aluno, tem sua carga de estudos diários, atividades extracurriculares e etc. Algumas vezes representando um maior número de acesso em diferentes períodos do dia. Para o professor, conhecer a rotina de acesso dos alunos é importante, para que materiais, avisos, notícias e afins sejam vistos por uma maior parte dos alunos o mais rápido possível. Para que fosse possível responder à pergunta foram elaborados quatro (04) grafos, com os períodos do dia manhã (das 6:00 hrs até 11h59 hrs), tarde (das 12:00 hrs até 17h59), noite (das 18:00 hrs até 23:59) e madrugada (das 00:00 hrs até 05:59) em que os alunos acessaram o sistema acadêmico para analisar qual deles, de fato, é o período do dia mais acessado.

Para a produção dos grafos foram necessários os dados de *log* de acesso com os horários em que cada estudante acessou no sistema durante o período em que foi realizado o estudo de caso. Nesse caso a espessura das arestas significam número de acessos dos alunos.

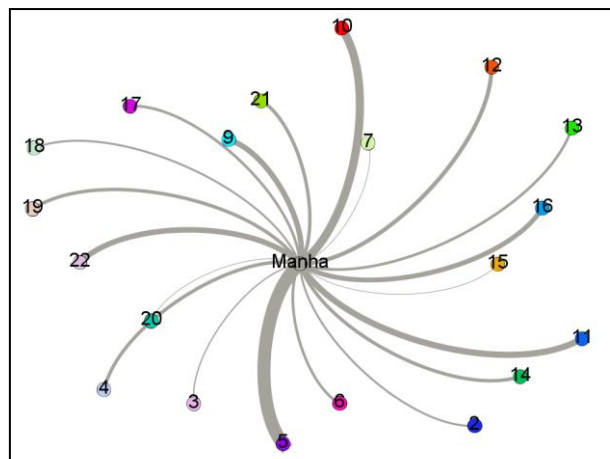


Figura 11. Acessos Manhã

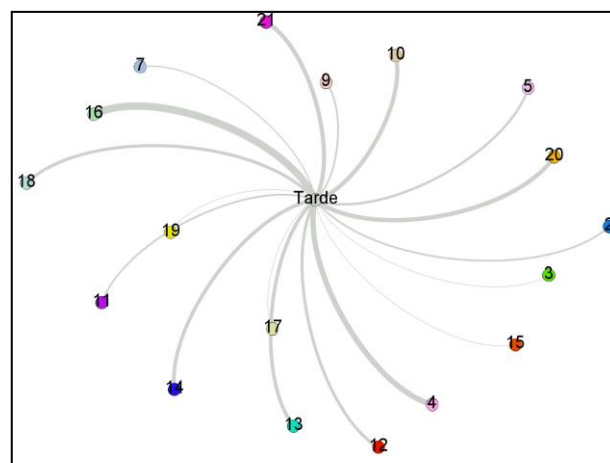


Figura 12. Acessos Tarde

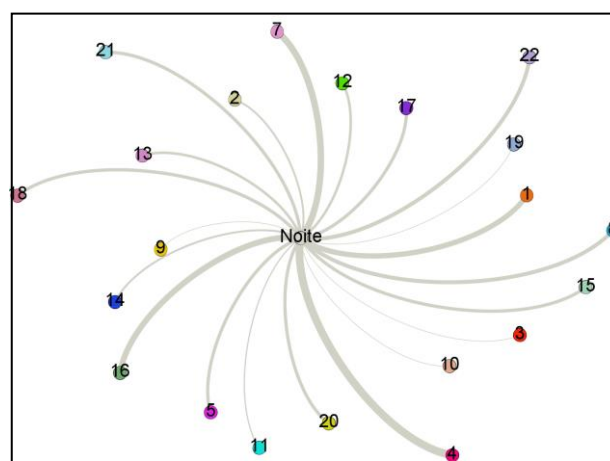


Figura 13. Acessos Noite

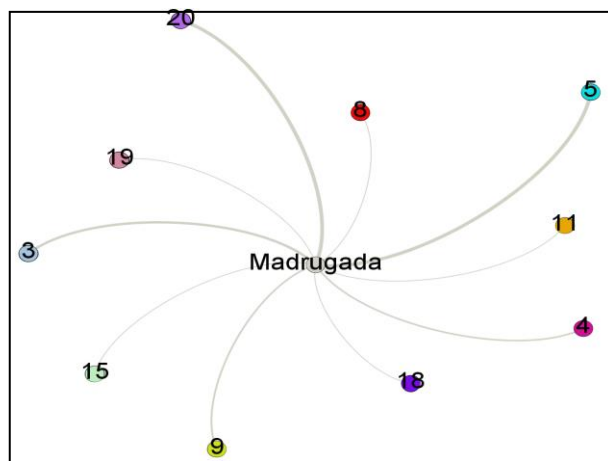


Figura 14. Acessos Madrugada

Após os grafos terem sido elaborados, foi detectado que os estudantes costumam entrar em horários alternados durante o dia, tendo deles que entraram em todos os períodos do dia. Dos 22 alunos da disciplina, 20 (90,91%) costumam entrar no sistema durante o período da manhã (aluno 1 e 8, não entraram nenhuma vez), 18 (81,82%) entram à tarde (alunos 1, 6, 8 e 22 não entraram nenhuma vez), 21 (95,45%) entram pela noite (aluno 6 não entrou nenhuma vez), e 10 (45,45%) entram de madrugada (alunos 1, 2, 6, 7, 10, 12, 13, 14, 16, 17, 21, 22 não entraram nenhuma vez). Portanto, mostrou-se que os alunos entram mais no sistema durante à noite.

5. Considerações Finais

Através da revisão da literatura, foi possível identificar que LA ainda é uma área pouco estudada, mas que vem crescendo em termos de pesquisas e de estudos relacionados. Foi possível ainda verificar que é uma área a ser explorada e que pode trazer benefícios para todas as partes envolvidas na gestão acadêmica e no processo de ensino-aprendizagem.

O sistema acadêmico SIGAA possui diversas informações que podem ser exploradas, para isso, foi necessário realizar um processo de refinamento dos dados obtidos, para que fosse possível a sua utilização pelas ferramentas supracitadas no artigo, para que com essas fossem obtidas informações relevantes para o contexto proposto. No decorrer da análise dos resultados alcançados, foi possível constatar que o uso de técnicas da área de LA é algo bastante factível em termos acadêmicos, sendo pela gestão acadêmica, e também pelos docentes, tanto com o monitoramento dos estudantes, análise dos dados produzidos por eles, e a intervenção, se a mesma for necessária.

Para o estudo de caso, as técnicas apresentadas pela área de LA apresentam dados que podem ser significantes para o professor, como por exemplo, o número de interações dos estudantes com o sistema acadêmico SIGAA, a relação das notas dos alunos com o tempo que demoram para acessar os conteúdos disponibilizados, horário que os estudantes mais acessam o SIGAA, dados que poderiam até não ser analisados, sem o auxílio das técnicas de LA. Como por exemplo,

Este artigo teve como objetivo demonstrar o potencial da área de LA, através de um estudo de caso, com os dados obtidos da turma de LAC, com o intuito de ser uma maneira de solucionar os problemas internos e externos referentes a IES. Para isso houve o auxílio ferramentas disponíveis no mercado. A utilização das técnicas apresentadas pela área de LA tem muito a contribuir no que se refere ao âmbito escolar. Com o auxílio dos dados produzidos pelos alunos, podemos visualizar de maneira mais clara, qual a relação entre como o estudante interage e utiliza o sistema acadêmico, com seu desenvolvimento dentro da IES, sendo uma arma poderosa, para gestores, professores e alunos na melhoria do processo de ensino-aprendizagem.

Referências Bibliográficas

- Barneveld, A. Van B., Arnold, K. E., Campbell, J. P. Analytics in Higher Education: Establishing a Common Language. EDUCAUSE Library. Jan. 2012.
- Bastian, M., Heymann, S., Jacomy, M. Gephi: Na Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. Paris, França, 2009.
- Cambruzzi, W. L. GVWISE: Uma aplicação de learning analytics para a redução da evasão na educação a distância. São Leopoldo, RS, 2014.
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., Thus, H. A reference Model for Learning Analytics. Int. J. Technol. Enhanc. Learn., Inderscience Publishers, Geneva, SWITZERLAND, v. 4, n. 5/6, p. 318-331, Jan. 2012.
- Dias, E. C. M., Theóphilo, C. R., Lopes, M. A. S. Evasão no ensino superior: estudo dos fatores causadores da evasão no curso de ciências contábeis da Universidade Estadual de Mones Claros – Unimontes – MG. São Paulo – SP. 2010.
- Filho, R. L. L. S., Motejunas, P. R., Hipólito, O., Lobo, M. B. C. M. A evasão no ensino superior brasileiro. Cadernos de Pesquisa, v. 37, n. 132, p. 641-659, Set. /Dez. 2007.
- Heiman, M. M. QR4U: Using Gamification, D2L Brightspace, and QR Codes to Influence Completion Rates in Fall English Classes. Minnesota, EUA, 2016.
- Hofmann, M., Klinkenberg, R. RapidMiner Data mining Use Cases and Business Analytics Applications. Londres, Inglaterra, 2014.
- LAK — 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Banff, Alberta, 27 fev-01 mar, 2011.
- Lockyer, L., Heathcote, E., Dawson, S. Informing pedagogical action: Aligning learning analytics with learning design. American Behavioral Scientist, SAGE, 2013.
- Jalloule, J., Sallé, J., Bittencourt, R. RapidMiner Aprenda a Usar. Disponível em: <https://prezi.com/-yo8qjamdbbq/rapidminer-aprenda-a-usar/>
- Johnson, L.; Adams, S.; Cummins, M. The NMC Horizon Report: 2012 Higher Education Edition. 2012.
- Marquez, A. C., Gonçalves, B. B., Medeiros, J. M. R., Reis, N. A. Gephi: um software open source de manipulação e visualização de grafos. Labic, 2013.
- Mayfield, E., Rosé, C. P. LightSIDE Open Source Machine Learning for Text. 2013
- Moissa, B., Gasparini I., Kemczinski A. Learning Analytics: um mapeamento sistemático. TISE 2014, Fortaleza – CE, Dez. 2014.

Murray, D. G. Tableau Your Data!: Fast and Easy Visual Analysis with Tableau Software. Indianapolis, EUA, 2013.

RapidMiner Studio. RapidMiner Studio Manual. Boston, 2014.

Siemens, G., Long, P. Penetrating the fog: analytics in learning and education. Educause Review, [S.l.], v. 46, n.5, p. 30-32, 2011.

Unesco. Learning Analytics. Policy Brief. Moscow. Nov. 2012.