

O ENVOLVIMENTO DISCENTE EM UM AMBIENTE VIRTUAL DE APRENDIZAGEM. ANÁLISE REALIZADA NO CURSO DE LICENCIATURA EM MATEMÁTICA

THE STUDENT INVOLVEMENT IN A VIRTUAL LEARNING ENVIRONMENT. ANALYSIS CARRIED OUT IN THE DEGREE COURSE IN MATHEMATICS

Enir da Silva Fonseca

Universidade Cruzeiro do Sul / Programa de Doutorado em Ensino de Ciências e Matemática
Universidade de Ribeirão Preto – Campus Guarujá / Professor Tecnologias / Polo EaD
Centro Universitário Lusíada / Professor / Administração e Tecnologias
enir.fonseca@gmail.com

Carlos Fernando de Araújo Jr.

Universidade Cruzeiro do Sul / Professor Pesquisador do Programa de Mestrado e
Doutorado em Ensino de Ciências e Matemática
Universidade Cruzeiro do Sul / Universidade Cidade de São Paulo / Universidade de Franca /
carlos.araujo@cruzeirosul.edu.br

Resumo

A gestão da informação e as estratégias para um ganho real devem basear-se em fatos concretos, visando minimizar a ocorrência de erros que impossibilite a tomada de decisões que a cada dia está mais automatizada. Com o uso de recursos tecnológicos, pode-se além de armazenar uma grande quantidade de dados, manipulá-los com os poderosos *softwares* para assim filtrar, traduzir e consolidá-los em um produto final, onde o resultado é apresentado em forma de gráficos, relatórios ou para consultas nos mais variados *hardwares*. Com o objetivo de investigar e compreender o envolvimento do aluno com a disciplinas em um ambiente virtual de aprendizagem, desenvolvemos esta pesquisa para estudar a relação discente com o material disponibilizado, e para sua consecução investigamos a quantidade de acessos aos conteúdos e materiais em duas disciplinas no curso de licenciatura em matemática ofertadas a distância. Realizamos a coleta de dados referente as atividades e participações, de 423 discentes matriculados nas disciplinas de cálculo integral e 368 em estruturas algébricas, ofertadas no primeiro semestre de 2018. Após a tabulação dos dados, identificamos uma concentração nos acessos referentes as consultas ao material didático, com 78,24% das visualizações para a disciplina de Cálculo Integral e 77,40% em Estruturas Algébricas. A condensação nos estudos ocorreu entre segunda e quinta-feira, com 85% dos alunos acessando o AVA entre 10 e 23 horas do dia. Que se justifica por se tratar de disciplinas com maior envolvimento do tempo de estudos na resolução de atividades práticas e de cálculos, não sendo necessário o constante acesso ao ambiente virtual.

Palavras-Chave: Descoberta de Conhecimento. Gestão do Conhecimento. Mineração de dados. Tomada de Decisão.

Abstract

Information management and strategies for real gain must be based on concrete facts, in order to minimize the occurrence of errors that make it impossible to make decisions that are becoming more automated every day. With the use of technological resources, it is possible to store a large amount of data, manipulate them with the powerful software to filter, translate and consolidate them into an end product, where the result is presented in the form of graphs, reports or for queries on the most varied hardware. In order to investigate and understand the student's involvement with the subjects in a virtual learning environment, we developed this research to study the student relation with the available material, and for its accomplishment we investigated the amount of access to contents and materials in two disciplines in the degree course in mathematics offered at a distance. We collected data on the activities and participation of 423 students enrolled in the courses of integral calculus and 368 in algebraic structures, offered in the first half of 2018. After tabulation of the data, we identified a concentration in the accesses referring to the didactic material, with 78.24% of the visualizations for the discipline of Integral Calculus and 77.40% in Algebraic Structures. The condensation in the studies occurred between Monday and Thursday, with 85% of the students accessing the AVA between 10 and 23 hours of the day. This is justified because it deals with disciplines with greater involvement of study time in the resolution of practical activities and calculations, and it is not necessary to have constant access to the virtual environment.

Keywords: Discovery of Knowledge. Knowledge management. Data Mining. Decision Making.

Introdução

A gestão da informação deve ser um processo bem definido, contínuo, com métodos e objetivos estruturados, que possibilite a tomada de decisão alicerçada em informações relevantes. E de acordo com Teixeira e Valentim (2017), a informação na sociedade do Século XXI, passou a ter valor econômico significativo, uma vez que é um recurso importante nos processos de gestão e de inteligência organizacional. Associado aos modernos recursos tecnológicos, que além de armazenar uma grande quantidade de dados, utilizam poderosos *softwares* para filtrar, traduzir e consolidar os dados em um produto final apresentando-o em forma de gráficos, relatórios ou para consultas nos mais variados *hardwares*.

A informação é um ativo muito importante e essencial aos negócios de uma organização de pequeno, médio ou grande porte, e as estratégias para um ganho real devem basear-se em fatos concretos, visando minimizar desta forma a ocorrência de erros que impossibilite a tomada de decisões. Para Moretti (2018), a informação sempre foi um ativo de grande valor para as empresas e pessoas, e ganhou maior importância devido ao avanço tecnológico e a dinâmica das mudanças nos mercados de produtos e serviços. E com a globalização a competitividade aumenta em escala, surgindo a todo momento novos

estudos para a gestão dos dados. Carvalho, Cruz e Gouveia (2017), afirmam que as decisões tomadas pelos gestores precisam ser embasadas em padrões constantes para terem impactos positivos e significante. Ter acesso a informação precisa, de maneira rápida e eficiente é um dos grandes diferenciais que podem levar ao sucesso, e neste aspecto o uso adequado da TI (Tecnologia da Informação), proporciona aos gestores novas ferramentas que aliadas as metodologias de coleta, organização e processamento facilitam sua utilização.

Na educação a distância, ao obter e analisar os registros de navegação de um aluno em um AVA (Ambiente Virtual de Aprendizagem), associado ao processo avaliativo e suas notas alcançadas, podemos compreender como ocorreu o aprendizado, quais os caminhos adequados e como devemos ajustar o processo, oportunizando desta forma evolução discente. Conforme Babosa, Andrade e Carvalho (2017) as abordagens de mineração de dados para fins educativos apresentam-se crescente e ganham relevância pela capacidade de identificar os percursos e percalços no processo de ensino. Carvalho e Araújo Jr. (2013), afirmam que os alunos e professores sempre estiveram em situações diferenciadas de ensino e aprendizagem, no entanto é importante tentarmos entender como esses sujeitos se comportam diante do novo paradigma educacional trazido pela modalidade EaD (Ensino a Distância). E este relacionamento discente e docente, geram um grande volume e variedade de dados, que são concebidos pelos recursos computacionais, conhecidos como *Big Data*. Fonseca e Araújo Jr. (2018) afirmam que:

A proposta de uma solução de *Big Data* é a de oferecer uma abordagem ampla no tratamento do aspecto cada vez mais caótico dos dados, para tornar as referidas aplicações e todas as outras mais eficientes e precisas. O conceito considera não somente as grandes quantidades, assim como a velocidade da análise e a disponibilização destes, como também a relação entre os volumes. (FONSECA e ARAÚJO JR. 2018. p. 3).

Santos e Machado (2017) completam que com a grande variedade de recursos digitais disponíveis, o volume de informações em contínua expansão, e a crescente velocidade de geração de dados que são disponibilizados continuamente na internet, podem ser recuperados com as formas tradicionais, ou através de consultas utilizando o SQL (*Structured Query Language*) executadas diretamente nas bases, onde são extraídas ou não todas as informações relevantes desta grande massa. No entanto, apenas recuperar a informação não garante todas as possíveis vantagens, é necessário que se investigue mais estes dados, procurando por padrões, associações, anomalias relevantes que agregue valor ao processo. A obtenção das informações pode ocorrer de diversas formas, e dentre as metodologias destaca-se o *Data Mining* (Mineração de Dados).

Data Mining

O *Data Mining* é o processo que permite a exploração de volumosa quantidade de dados, dedicada a extração e organização em uma forma mais elaborada e minuciosa, buscando por padrões consistentes e tendências não evidentes, que associado aos

modernos modelos computacionais, pode-se identificar e revelar em alta velocidade, padrões desconhecidos e existente entre uma ou mais bases distintas e seus arquivos relacionados. Conforme Silva, Peres e Boscaroli (2016), é definida como um processo automático ou semiautomático de explorar analiticamente grandes bases de dados, para descobrir padrões relevantes que embasa a assimilação de informações importantes, justificando desta forma a geração de conhecimentos.

A mineração de dados, é uma área de pesquisa multidisciplinar, incluindo tecnologia de bancos de dados, inteligência artificial, aprendizado de máquina, redes neurais, estatística, reconhecimento de padrões, sistemas baseados em conhecimento, recuperação da informação, computação de alto desempenho e visualização de dados. Bezerra (2017) afirma que a descoberta de novos conhecimentos é muito útil para realizar atividades de tomada de decisão, sendo possível utilizar a mineração para analisar detalhadamente padrões em dados. E através de suas técnicas, os algoritmos para a mineração de dados realiza o que é chamado de aprendizado de máquina, que é uma área de IA (Inteligência Artificial) cujo objetivo é o desenvolvimento de técnicas computacionais sobre o aprendizado bem como a construção de sistemas capazes de adquirir conhecimento de forma automática.

Este sistema de aprendizado, é um programa de computador que toma decisões baseado em experiências acumuladas através da solução bem-sucedida de problemas anteriores. Os diversos sistemas de aprendizado de máquina possuem características particulares e comuns que possibilitam sua classificação quanto a linguagem de descrição, modo, paradigma e forma de aprendizado utilizado. Bezerra (2017), Silva, Peres e Boscaroli (2016) afirmam que:

Mineração de dados é definida em termos de esforços para descoberta de padrões em bases de dados. A partir dos padrões descobertos, têm-se condições de gerar conhecimento útil para um processo de tomada de decisão. Trata-se da aplicação de técnicas, implementadas por meio de algoritmos computacionais, capazes de receber, como entrada, um conjunto de fatos ocorridos no mundo real e devolver, como saída, um padrão de comportamento ou a modelagem de um perfil. (BEZERRA. 2017. p 44), (SILVA, PERES e BOSCARIOLI. 2016. p 11).

E de acordo com Sousa (2017) para sua obtenção, emprega-se de técnicas de previsão, regressão, classificação, agrupamento, associações, visualização do modelo e análise exploratória de dados, onde encontra-se anomalias, padrões e correlações com a execução de algoritmos que possibilitam solucionar problemas específicos. Com estas técnicas, pode-se utilizar as informações obtidas para aumentar a renda, cortar custos, melhorar o relacionamento com os clientes, reduzir riscos, prever o desempenho do aluno e evasão escolar, entre outras.

Com a mineração de dados é possível:

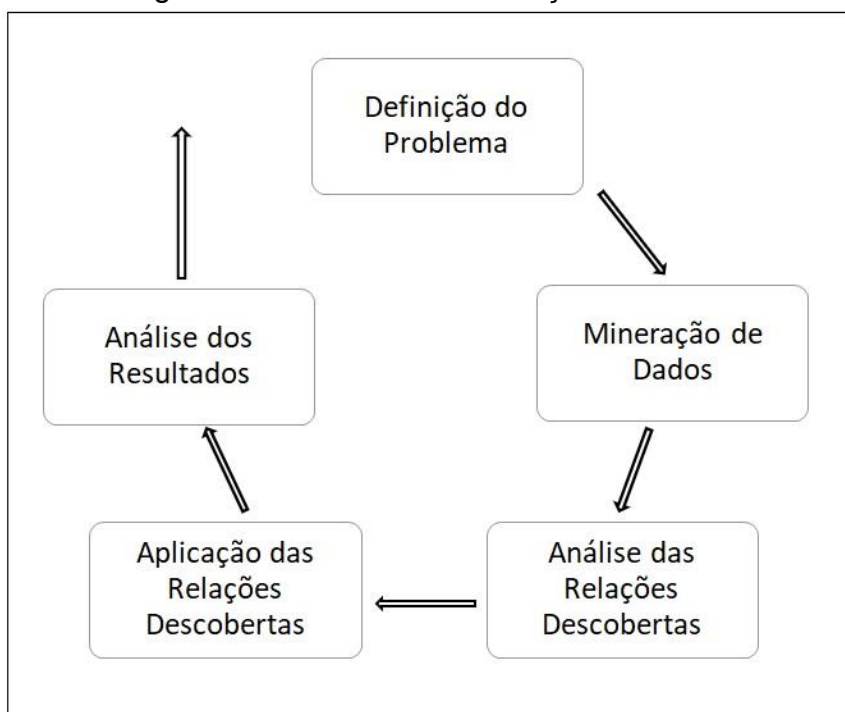
- ✓ Separar todos os ruídos caóticos e repetitivos em seus dados;

- ✓ Entender o que é relevante, e fazer um bom uso desta informação para avaliar os resultados possíveis;
- ✓ Acelerar o ritmo de tomadas de decisões.

Ações estas que buscam vantagens estratégicas, momento que as empresas utilizam os seus resultados para direcionar e orientar a tomada de decisão. Fonseca (2015) completa que para o gerenciamento em busca da qualidade e melhoria na produtividade, o gestor deve estar embasado em informações fornecidas de sistemas atualizados e que permita a correta tomada de decisão.

A prospecção de dados neste processo, é realizada em uma série de etapas com a finalidade de se identificar padrões e relacionar variáveis. Fonseca e Namen (2016) afirmam que após a seleção é realizado tarefas para assegurar a qualidade dos dados, com o pré-processamento e transformação, garantindo resultados mais confiáveis para a etapa posterior de mineração. A figura 1 descreve as etapas do processo de mineração de dados, momento em que é definido o problema para então realizar a mineração em busca de padrões, e assim que encontrados, é efetuada um estudo das relações descobertas, e logo após é analisado os resultados indicados de acordo com o problema estudado.

Figura 1: Processo de mineração de dados



Fonte: Os autores

Adaptado de: Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).
Chapman *et al.* (2000)

Analisando este conjunto de dados, é possível ainda classificá-los e agrupa-los de forma a garimpar novos conhecimentos.

Gestão do Conhecimento

O valor de uma decisão estratégica para o negócio depende das informações disponíveis ao gestor, da capacitação que este possui em interpretá-las e da experiência para associá-las de maneira conveniente. Gonzales e Martin (2017) afirmam que o conhecimento é um ativo que a organização desenvolve com o passar do tempo por meio da ação ordenada de seus indivíduos dentro de um contexto que permeia a instituição. A única vantagem sustentável de uma empresa é o que ela coletivamente sabe, a eficiência com que usa o que sabe e a prontidão com que ela adquire e usa novos conhecimentos.

A Informação é o resultado do processamento de dados em um formato que tenha significado para o usuário, e valor real ou potencial nas decisões presentes ou prospectivas. O conhecimento necessário para se decidir e/ou avaliar torna-se disponível por meio de informações organizadas e relevantes ao processo. Rocha e Emydio (2018) afirmam que os princípios da gestão do conhecimento apregoam a criação de ambientes propícios ao compartilhamento de experiências e práticas, possibilitando o uso estratégico da informação e do conhecimento.

Para apoiar a gestão do conhecimento, são utilizadas diversas técnicas de inteligência computacional, tais como, redes neurais artificiais, lógica *fuzzy*, lógica paraconsistente, métodos estatísticos, entre outros. De acordo com Maita (2016), inteligência computacional é um ramo do estudo da inteligência artificial que visa o uso de aprendizado, adaptativo ou de computação evolutiva. Estas técnicas demandam investimentos em pessoal capacitado, assim como em *hardware* e *software*.

Grande parte dos investimentos para a gestão do conhecimento, são destinadas às ferramentas baseadas na Tecnologia da Informação capazes de suportar os processos de criação, armazenamento, recuperação, transferência e aplicação do conhecimento. Não há uma única técnica que resolva todos os problemas para a mineração de dados, será aplicada a que melhor se adeque ao tipo de informação a ser encontrada, como o KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) ou CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). Cada método oferece vantagens e desvantagens, a familiaridade com as técnicas facilitam na escolha de acordo com o problema.

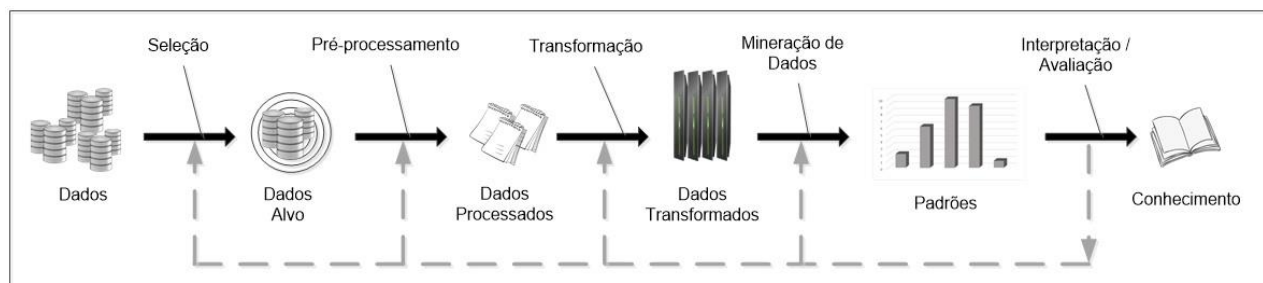
O Processo KDD

Ainda não há um consenso sobre o processo de descoberta do conhecimento, alguns autores consideram KDD e Mineração de Dados como processos distintos. Carvalho e Tsunoda (2018), afirmam que a Mineração de Dados é a principal etapa do KDD, quando ocorre a busca por padrões de interesse. Entretanto, em algumas bibliografias, o termo mineração de dados tornou-se mais popular que o KDD e é utilizado quando se refere ao processo de identificação de padrões a partir de grandes quantidades de dados.

De acordo com Rigo (2014), o processo de descoberta do conhecimento em uma base de dados, é definido como a identificação de padrões válidos, novos, potencialmente

úteis, compreensíveis e presentes que estão sendo analisados e tratados. A figura 2 representa a descoberta do conhecimento em base de dados de acordo com Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996), e caracteriza-se por ser uma ação não trivial, que busca gerar conhecimento que seja novo e potencialmente útil para aumentar os ganhos, reduzir os custos ou melhorar o desempenho do negócio, através da procura e da identificação de padrões em dados armazenados que muitas vezes estão dispersos e são inexplorados.

Figura 2: Etapas do processo de descoberta do conhecimento



Fonte: Os autores

Adaptado de: Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth. 1996.

Costa *et al.* (2015) destaca que a descoberta do conhecimento é composta por cinco fases: seleção de dados, pré-processamento, transformação, mineração de dados, interpretação e avaliação, com ações descritas a seguir:

- 1º - **Seleção de dados:** Momento que os itens específicos são selecionados em um banco de dados para o Processo de Descoberta do Conhecimento.
- 2º - **Pré-processamento:** Também chamada de limpeza de dados, onde corrige-se as inconsistências encontradas para garantir a confiabilidade na mineração. As bases de dados são dinâmicas, incompletas, redundantes, ruidosas e esparsas.
- 3º - **Transformação:** Quando ocorre a codificação e enriquecimento dos dados, é gerado novos dados agregando-os aos existentes.
- 4º - **Mineração de Dados:** Etapa onde é realizada a garimpagem dos dados relevantes, identificando-se padrões através da aplicação de processos de predição, identificação, classificação e otimização.
- 5º - **Interpretação e Avaliação:** Onde as técnicas de visualização e representação são utilizadas para apresentar o conhecimento extraído ao usuário.

O Processo CRISP-DM

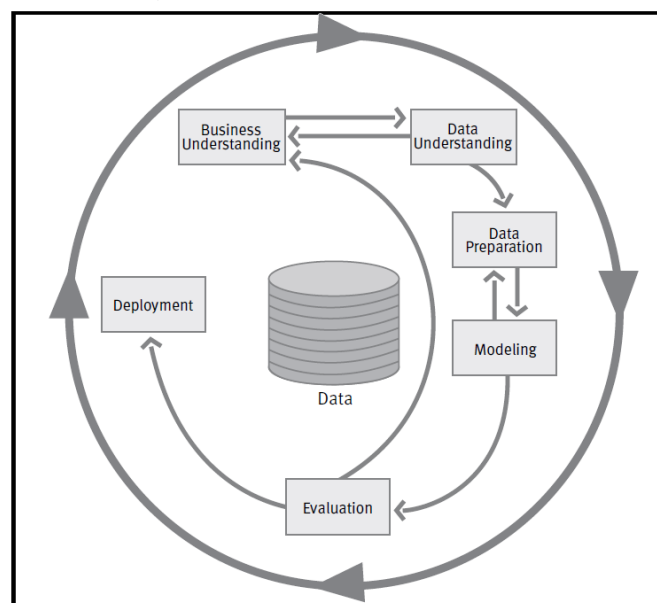
A mineração de dados com o CRISP-DM, foi desenvolvido no final de 1996 por meio do esforço de um consórcio inicialmente com DaimlerChrysler, SPSS e NCR (CHAPMAN *et al.*, 2000). As etapas do processo CRISP-DM são:

- **Entendimento dos Negócios (*Business Understanding*)** – Destinado a entender. É a compreensão empresarial, o objetivo que se deseja atingir com a mineração de dados.

- **Entendimento dos Dados** (*Data Understanding*) – Como os dados podem vir de diversas fontes, com vários formatos, é necessário conhecer para descrever de forma clara o problema; identificar os dados relevantes ao problema em questão; certificar-se de que as variáveis relevantes para o projeto não são interdependentes. Normalmente as técnicas de agrupamento e de exploração visual também são utilizadas nesta etapa.
- **Preparação dos Dados** (*Data Preparation*) – Como os dados podem ser oriundos de diversos locais, normalmente não estão preparados para aplicação dos métodos de Mineração de Dados. Algumas ações são necessárias, como a limpeza que geralmente envolve filtrar, combinar e preencher valores vazios.
- **Modelagem** (*Model Building*) – Com objetivos definidos, é nesta fase que as técnicas para mineração de dados serão aplicadas.
- **Teste e Avaliação** (*Evaluation*) – Considerada uma fase crítica do processo de mineração, nesta etapa os especialistas no tratamento dos dados, conhecedores do negócio e tomadores de decisão, irão participar utilizando as ferramentas gráficas para visualização e análise dos resultados, originando os modelos.
- **Distribuição** (*Deployment*): Última etapa onde os resultados são demonstrados aos envolvidos. Ocorre após a execução de um modelo com os dados reais e completos.

Trata-se de um processo de mineração de dados que descreve as fases e os caminhos a seguir, consiste em seis fases organizadas e apresentado na Figura 3.

Figura 3: Processo CRISP-DM



Fonte: CHAPMAN *et al.*, 2000

Afim de obter a confiabilidade nos modelos, testes e validações devem ser executados para extrair indicadores que auxiliem na análise dos resultados.

Materiais e Métodos

Para o desenvolvimento deste trabalho, que tem como objetivo analisar o envolvimento discente em um ambiente virtual de aprendizagem, coletamos dados do curso de Licenciatura em Matemática, ofertado na modalidade a distância no sistema *Blackboard* de uma Instituição de Ensino Superior. As disciplinas selecionadas e analisadas são Cálculo Integral e Estruturas Algébricas com 80 horas/aula do primeiro semestre de 2018. A seleção ocorreu nas informações relativas as atividades e participações dos discentes. Foram separados os acessos dos alunos e quando ele é realizado, as informações das áreas do conteúdo, do usuário individualmente e do usuário nos grupos e fóruns.

As tabelas 1 apresenta a quantidade de acessos por dia da semana, já a tabela 2 indica as consultas referentes as atividades gerais do usuário, que são todos os momentos onde o discente tem contato com o AVA, independentes de leitura ou não aos conteúdos disponibilizados. No item material didático é disponibilizado todas as apostilas referentes a disciplina, e no conteúdo da disciplina é apresentado as orientações iniciais, como são compostas as unidades de ensino, as recomendações importantes para o aprendizado, avisos para a disciplinas e um *link* para o material didático.

Tabela 1: Acessos por dia da semana

Dia da semana	Acessos
Domingo	2.321
Segunda-feira	4.177
Terça-feira	4.990
Quarta-feira	3.574
Quinta-feira	5.737
Sexta-feira	1.613
Sábado	1.623

Fonte: Os autores

Tabela 2: Atividades do usuário

Atividades do usuário	Acessos
Avaliação	1.269
Calendário	168
Conteúdo da Disciplina	3.417
Fale com o seu Tutor	229
Informações Gerais	123
Material Didático	18.806
Suporte Técnico	24

Fonte: Os autores

As aulas para a disciplina de cálculo integral contaram com 423 alunos matriculados, quando foi configurada e disponibilizada em seis unidades seguindo a seguinte ordem: Integral Indefinida, Integral Definida, Métodos de Integração 1, Métodos de Integração II, Aplicação da Integral Definida e Integrais Impróprias. Após concluir todas as unidades o discente tem acesso a revisão do conteúdo em uma unidade de aprendizagem. Nos fóruns foram disponibilizados espaços para as dúvidas, compartilhamento das experiências, sendo um fórum para as 3 primeiras unidades e outro para as 3 últimas unidades.

Nas tabelas 3 e 4 apresentamos a quantidade de acessos por dia da semana, e os acessos realizados nas atividades do usuário para a disciplina Estruturas Algébricas, com 368 alunos matriculados.

Tabela 3: Acessos por dia da semana

Dia da semana	
Domingo	2.261
Segunda-feira	3.675
Terça-feira	4.681
Quarta-feira	3.592
Quinta-feira	6.618
Sexta-feira	1.912
Sábado	2.202

Fonte: Os autores

Tabela 4: Atividades do usuário

Atividades do usuário	Acessos
Avaliação	1.392
Calendário	203
Conteúdo da Disciplina	3.479
Fale com o seu Tutor	414
Informações Gerais	121
Material Didático	19.304
Suporte Técnico	28

Fonte: Os autores

O conteúdo foi dividido e disponibilizado nesta disciplina, em seis unidades seguindo a seguinte ordem:

- Unidade 1 – foi trabalhado os conjuntos, aplicações e operadores;
- Unidade 2 – estudou-se a história da Álgebra Abstrata e a Formação do Conceito Grupo;
- Unidade 3 – os subgrupos e homomorfismo de grupos;
- Unidade 4 – abordou-se o a História da Álgebra e a Estrutura Anel;
- Unidade 5 – as Propriedades, Subanel e homomorfismo;
- Unidade 6 – é apresentado a História da Álgebra Abstrata e Corpo.

Após a conclusão de todas as unidades o discente tem acesso a revisão do conteúdo em uma unidade de aprendizagem. Nos fóruns foram disponibilizados espaços para as dúvidas, compartilhamento das experiências, um fórum para as 3 primeiras unidades e outro para as 3 últimas unidades. Um fórum para o *Feedback* das unidades e um fórum específico para cada uma das unidades de estudo.

Buscando a consecução dos objetivos, no primeiro momento realizamos a limpeza dos dados, separando os acessos por dia da semana e mês, quando excluímos qualquer identificação do discente. A análise foi conduzida seguindo os conceitos de descoberta do conhecimento, que após a seleção é realizado o pré-processamento, separando os dados relevantes ao estudo. De acordo com Santos (2016), o pré-processamento é considerado uma das fases mais trabalhosas no processo da mineração de dados, cujo propósito é transformar dados de entrada, considerados brutos, em um formato próprio para a análise. O próximo passo foi a transformação dos dados, como a formatação para número, separação de textos e datas. Empregou-se análise estatística para identificar a concentração dos dados.

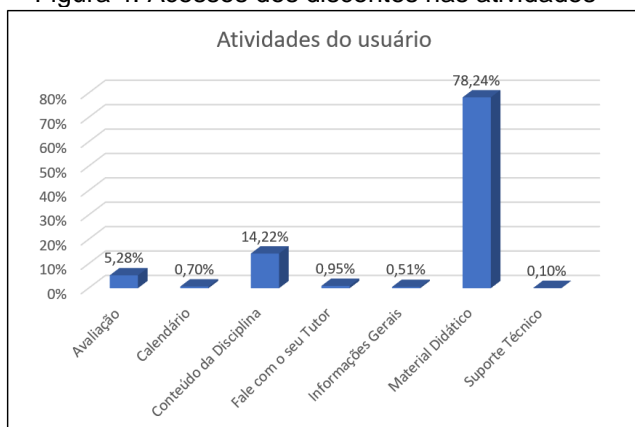
Resultados e Discussão

A disciplina de cálculo integral com 423 alunos matriculados no primeiro semestre de 2018, apresentou nos registros 24036 acessos com uma concentração de uso do AVA entre segunda e quinta-feira, com 17,38% para segunda-feira, 20,76% para terça-feira, 14,87% na quarta-feira e 23,87% na quinta-feira. E totalizando 23,12% para sexta-feira, sábado e domingo.

Em relação as atividades, 78,24% dos discentes consultaram o material didático, 14,22% acessaram o conteúdo da disciplina e 5,28% o item avaliação para assim concluir as atividades propostas. 2,26% dos acessos foram para o calendário da disciplina, fale com o seu Tutor, informações Gerais e Suporte Técnico

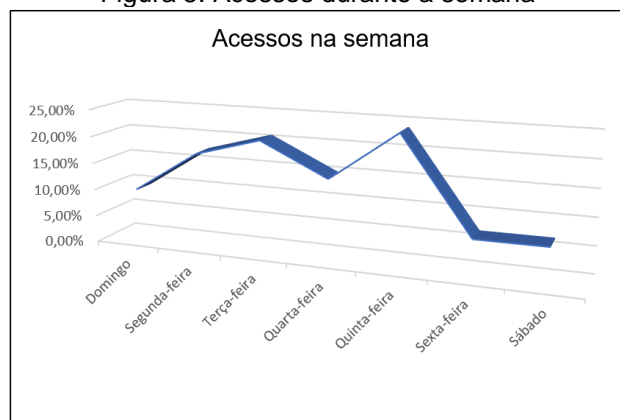
A figura 4 e 5 apresentam os acessos dos discentes nas respectivas atividades e a frequência no ambiente durante a semana.

Figura 4: Acessos dos discentes nas atividades



Fonte: Os autores

Figura 5: Acessos durante a semana



Fonte: Os autores

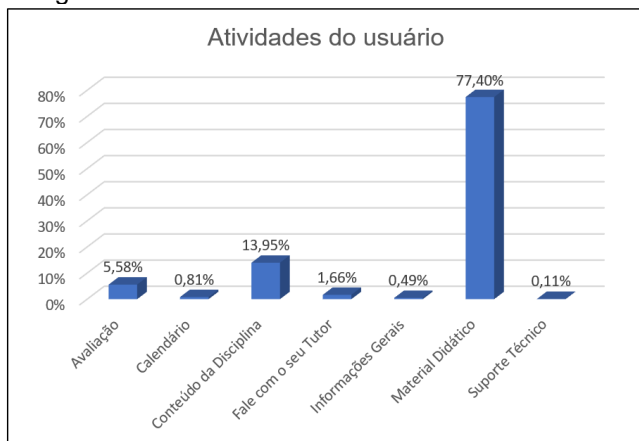
Os acessos se mantem na média quando é analisado o sexo do aluno na disciplina de cálculo integral, pois dos 240 alunos que são do sexo masculino, que representam 78,31% que consultaram o material didático, 13,92% o conteúdo da disciplina e 5,64% nas avaliações. O sexo feminino com 183 alunos matriculados, onde 78,17% de consultas para o material didático, 14,52% para o conteúdo da disciplina e 4,91% nas avaliações.

Na disciplina Estrutura Algébricas, identificamos que de um total de 24941 acessos dos 368 alunos matriculados. 77,40% destes discentes consultaram o material didático, 13,95% utilizaram o ambiente para acompanhar o conteúdo da disciplina e 5,58% nas avaliações disponibilizadas no ambiente. 3,07% dos acessos foram para o calendário da disciplina, fale com o seu Tutor, informações Gerais e Suporte Técnico

Para o sexo do discente, a disciplina contou com 220 alunos do sexo masculino que representa 59,78% e 148 alunos do sexo feminino com 40,22%, que remetem a números próximos a disciplina de cálculo integral. A Figura 5 e 6 apresentam os acessos nas atividades do usuário nas áreas de conteúdo, e ocorrido durante a semana.

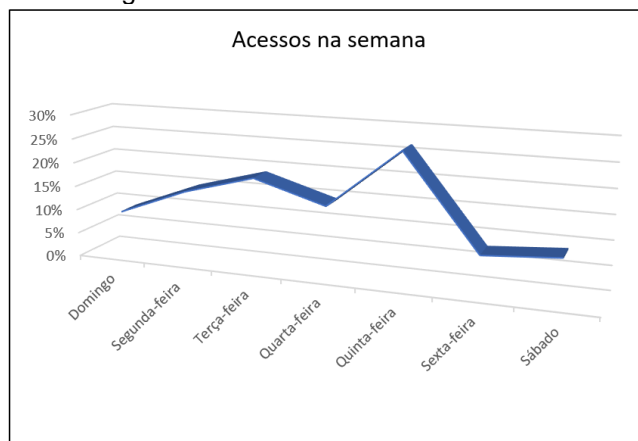
Dos acessos realizados durante a semana na disciplina de Estrutura Algébrica, os alunos realizam suas atividades no intervalo de segunda a quinta-feira, o que representam 14,73% dos acessos na segunda-feira, 18,77% na terça-feira, 14,40% na quarta-feira e 26,53% na quinta-feira. E totalizando 25,56% para sexta-feira, sábado e domingo, indicando a concentração nos estudos de segunda-feira a quinta-feira.

Figura 5: Acessos dos discentes nas atividades



Fonte: Os autores

Figura 6: Acessos durante a semana

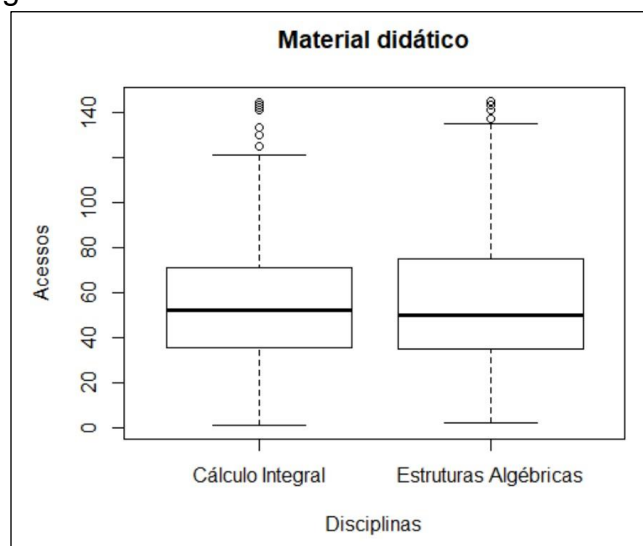


Fonte: Os autores

Para a disciplina de Cálculo Integral, o material didático apresenta maior número de acessos pelos discentes com uma média de 44,46 consultas. 97,74% dos acessos estão relacionadas as atividades referentes a avaliação, conteúdo da disciplina e material didático. Na disciplina de Estruturas Algébricas, 96,93% dos acessos estão relacionadas as atividades de avaliação, conteúdo da disciplina e material didático. Com uma média de 52,46 consultas por aluno ao material didático.

Como o item material didático tem um maior acesso para as duas disciplinas estudadas, os dados foram tabulados no *software* R e gerado o *boxplot* apresentado na figura 7, afim de realizar uma análise visual da posição, dispersão, simetria, caudas e valores discrepantes para o conjunto de dados analisados.

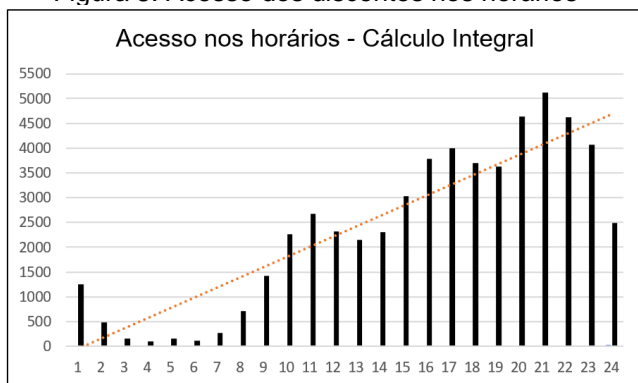
Figura 7: Consultas realizadas no material didático



Fonte: Os autores

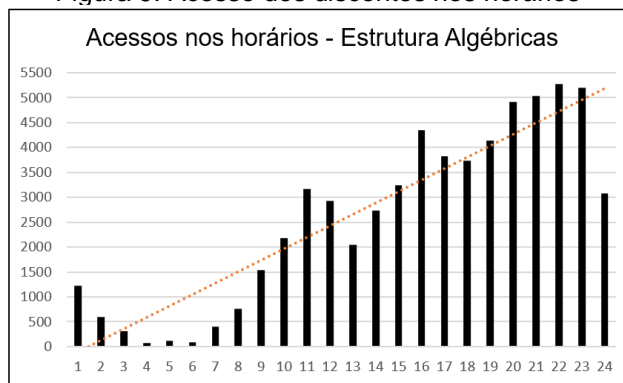
Deste o universo analisado 3,78% dos acessos para Cálculo Integral e 3,53% em Estruturas Algébricas são identificados como *outliers*, indicando discentes que acessaram o ambiente de estudo acima da média da classe. A média de consultas ao ambiente para a disciplina de Cálculo Integral é 44,46 e mediana de 43 acessos, e em Estruturas Algébricas de a média é 52,46 acessos e mediana igual a 47 consultas durante o curso. A figura 8 e 9 ilustram os horários com a convergência no acesso discente ao ambiente de estudo.

Figura 8: Acesso dos discentes nos horários



Fonte: Os autores

Figura 9: Acesso dos discentes nos horários



Fonte: Os autores

Constata-se a concentração entre 10 e 23 horas do dia, onde mais de 85% dos alunos consultaram o AVA para realizar as atividades, leitura do material instrucional, participação nos fóruns, postagem das tarefas, esclarecimentos de dúvidas, entre outros. Observa-se idêntico comportamento para as duas disciplinas pesquisadas.

Conclusões

Após a análise dos dados discentes, verificamos maior incidência de consultas ao material didático com 78,24% dos acessos em Cálculo Integral e 77,40% para Estruturas Algébricas. Fato justificado por se tratar de disciplinas que requerem maior tempo na resolução de atividades práticas e de cálculos, não sendo necessário no momento o constante acesso ao ambiente. A concentração nos estudos ocorreu entre segunda a quinta-feira das 10 horas às 24 horas do dia. A variação a maior do sexo masculino entre os alunos matriculados, não interferiu na pesquisa que procurou identificar o envolvimento discente em relação ao material ofertado.

Para conclusão dos estudos, a manutenção dos acessos dentro da média de 43 consultas para Cálculo Integral e 47 para Estruturas Algébricas, se mostraram suficientes para o envolvimento discente em relação ao conteúdo disponibilizado. Os resultados indicam a necessidade de novos estudos que identifique as influências dos acessos em relação as avaliações ofertadas durante o processo e a avaliação final.

Agradecimentos

O desenvolvimento deste trabalho foi possível graças ao auxílio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES/Brasil) e da Universidade Cruzeiro do Sul – São Paulo/SP-Brasil, através do programa de suporte à pós-graduação de instituições de ensino particulares (PROSUP-CAPES).

Referencias

BABOSA, A. A. S. ANDRADE, F. S. CARBALHO, R. N. **Mineração de dados em ambientes virtuais de aprendizagem**: aportes para a pesquisa em educação a distância. 2017. Disponível em: <<https://periodicos.set.edu.br/index.php/educacao/article/viewFile/4347/2421>>. DOI-10.17564/2316-3828.2017v6n1p125-136. Acesso em: 10 de maio de 2018.

BEZERRA, L. N. M. **Mineração de dados educacionais para a gestão de cursos massivos**. Tese de doutorado apresentada ao programa de pós-graduação em engenharia de produção da Universidade Paulista, São Paulo, 2017. Disponível em: <https://www.unip.br/presencial/ensino/pos_graduacao/strictosensu/eng_producao/download/eng_luisnaitomendesbezerra.pdf>. Acesso em 05 de fevereiro de 2018.

CARVALHO, J. G. ARAUJO JR. C. F. **A presença social e a semipresencialidade nas disciplinas pedagógicas dos cursos de licenciatura nas áreas de matemática e ciências**. REnCiMa - Revista de Ensino de Ciências e Matemática. 2013. Disponível em: <<http://revistapos.cruzeirosul.edu.br/index.php/rencima/article/view/561/464>>. Acesso em: 03 de maio de 2018.

CARVALHO, J. H. A. CRUZ, L. S. GOUVEIA, R. M. M. **Descoberta de conhecimento com aprendizado de máquina supervisionado em dados abertos dos censos da educação básica e superior**. VI Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE 2017). Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/7453>>. DOI: 10.5753/cbie.wcbie.2017.674. Acesso em: 15 de maio de 2018.

CARVALHO, M. B. TSUNODA, D. F. **Análise de dados em artigos recuperados da Web of Science (WoS)**. 2018. Disponível em: <<https://periodicos.ufsc.br/index.php/eb/article/viewFile/1518-2924.2018v23nespp112/36933>>. DOI: 10.5007/1518-2924.2018v23nespp112. Acesso em: 20 de agosto de 2018.

CHAPMAN, P. CLINTON, J. KERBER, R. KHABAZA, T. REINARTZ, T. SHEARER, C. WIRTH, R. **CRISP-DM 1.0. Step-by-step data mining guide**. 2000. Disponível em: <<https://www.the-modeling-agency.com/crisp-dm.pdf>>. Acesso em: 05 de agosto de 2018.

COSTA, C. N. COUTINHO, J. V. MAGALHÃES, L. H. ARBEX, M. A. **Descoberta de conhecimento em bases de dados.** 2015. Disponível em: <<http://fsd.edu.br/revistaeletronica/arquivos/2Edicao/artigo9.pdf>>. Acesso em: 15 de junho de 2018.

FAYYAD, U. PIATETSKY-SHAPIRO, G. SMYTH, P. **From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases.** AI Magazine. Volume 17. Number 3. 1996. Disponível em: <<https://www.aaai.org/ojs/index.php/aimagazine/article/viewFile/1230/1131>>. Acesso em: 10 de novembro de 2017.

FONSECA, E. S. **Proposta de indicador da qualidade construído com a lógica paraconsistente anotada a partir do índice de eficiência global.** Dissertação - Universidade Santa Cecília. 2015. Disponível em: <http://unisanta.br/arquivos/mestrado/mecanica/dissertacoes/Dissertacao_Enir.pdf>. Acesso em: 01 de fevereiro de 2018.

FONSECA, E. S. ARAÚJO JR., C. F. **A evolução do aprendizado em uma disciplina semipresencial.** Análise baseada em conceitos da mineração de dados. Disponível em: <<http://cietenped.ufscar.br/submissao/index.php/2018/article/view/547/694>>. Acesso em: 10 de julho de 2018.

FONSECA, S. O. NAMEN, A. A. **Mineração em bases de dados do INEP: uma análise exploratória para nortear melhorias no sistema educacional brasileiro.** Educação em Revista. 2016. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-46982016000100133>. DOI: [dx.doi.org/10.1590/0102-4698140742](https://doi.org/10.1590/0102-4698140742). Acesso em: 10 de agosto de 2018.

GONZALES, R. V. D. MARTIN, M. F. **O Processo de Gestão do Conhecimento: uma pesquisa teórico-conceitual.** 2017. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/gp/2017nahead/0104-530X-gp-0104-530X0893-15.pdf>. DOI: [dx.doi.org/10.1590/0104-530X0893-15](https://doi.org/10.1590/0104-530X0893-15). Acesso em: 01 de agosto de 2018.

MAITA, A. R. C. **Um estudo da aplicação de técnicas de inteligência computacional e de aprendizado em máquina de mineração de processos de negócio.** 2016. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/100/100131/tde-22012016-155157/pt-br.php>>. Data de acesso 05 de agosto de 2018.

MORETTI, C. S. **A informação como ativo mais importante do negócio.** Administradores.com. 2018. Disponível em: <<http://www.administradores.com.br/artigos/cotidiano/a-informacao-como-ativo-mais-importante-do-negocio/110360/>>. Acesso em 10 de junho de 2018.

RIGO, S. J. CAMBRUZZI, W. BARBOSA, J. L. V., CAZELLA, S. C. **Aplicações de Mineração de Dados Educacionais e Learning Analytics com foco na evasão escolar:** Oportunidades e desafios. RBIE - Revista Brasileira de Informática na Educação. 2014. Disponível em: <<http://br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/2423>>. DOI: 10.5753/RBIE.2014.22.01.132. Acesso em acesso: 10 de fevereiro de 2018.

ROCHA, R. F. EMYDIO, M. M. **Gestão do conhecimento e tecnologia:** aplicação na educação. CONCI - Convergências em Ciência da Informação. 2018. Disponível em: <<https://seer.ufs.br/index.php/conci/article/view/10221>>. Acesso em 15 de outubro de 2018.

SANTOS, F. D. **Descoberta do desânimo de alunos em ambientes virtuais de ensino e aprendizagem:** Um modelo a partir da mineração de dados educacionais. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2016. Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/148320>>. Acesso em 03 de maio de 2018.

SANTOS, G. A. MACHADO, G. J. C. **Oportunidades para inovação na gestão educacional:** Da internet das coisas ao estilo de aprendizagem. 2017. 8th International Symposium on Technological Innovation. Disponível em: <<http://www.api.org.br/conferences/index.php/ISTI2017/ISTI2017/paper/viewFile/241/145>>. D.O.I.: 10.7198/S2318-3403201700080010. Acesso em: 17 de julho de 2018.

SILVA, L. A. PERES, S. M. BOSCARIOLI, C. **Introdução à mineração de dados:** com aplicações em R. 1ª ed. – Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

SOUSA. M. M. B. A. C. F. F. **Mineração de dados educacionais:** previsão de notas parciais utilizando classificação. Universidade Federal do Amazonas - UFAM. Instituto de Computação - ICOMP. 2017. Disponível em: <https://tede.ufam.edu.br/bitstream/tede/6514/5/Disserta%C3%A7%C3%A3o_Mar%C3%A9_Dia>. Acesso em 15 de maio de 2018.

TEIXEIRA, T. M. C.; VALENTIM, M. L. P. **Processo de busca e recuperação de informação em ambientes organizacionais:** uma reflexão teórica sobre a subjetividade da informação. Perspectivas em Ciência da Informação. 2017. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/pci/v22n4/1413-9936-pci-22-04-00082.pdf>>. Acesso em: 06 de setembro de 2018.

Submissão: 01/10/2018

Aceite: 01/12/2018