Revista EaD &
tecnologias digitais na educação

Business Intelligence em Ambientes Virtuais de Aprendizagem

Everton Castelão Tetila, UFGD

evertontetila@ufgd.edu.br

***Resumo**: O presente artigo analisa as principais causas que influenciam a qualidade do Curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD, a partir de um projeto de Business Intelligente (BI). Um projeto de BI possibilita criar um ambiente analítico para que os dados gerados pelos processos operacionais possam ser utilizados de forma estratégica, tornando-se subsídio para o processo decisório. De tal modo, podemos reconhecer as necessidades e os desafios do curso de Licenciatura em Computação oferecido pela EaD/UFGD, assim como seus pontos fortes, tornando as ações estratégicas mais substanciais e eficientes.*

***Palavras-chave**: Business Intelligence, Data Warehouse, OLAP.*

***Abstract**: This paper analyzes the main causes that influence the quality of the Degree Course in Computing of the EaD/UFGD, from a Business Intelligent (BI) project. A BI project enables creating an analytical environment for the data generated by operational processes can be used strategically, making allowance for the decision-making process. So we can recognize the needs and challenges of the Degree Course in Computing offered by EaD/UFGD, as well as their strengths, making the most substantial and effective strategic actions.*

***Keywords**: Business Intelligence, Data Warehouse, OLAP.*

1. Introdução

Com o aumento da capacidade de armazenamento de dados e com a crescente automação dos processos por meio de mecanismos sistêmicos, o volume de informações disponíveis está cada vez maior. Contudo, os dados operacionais provenientes dos processos transacionais das organizações contribuem pouco para a tomada de decisão. Para que os dados gerados pelos processos operacionais possam ser utilizados de forma estratégica pelas organizações, se tornando subsídio para o processo decisório, é fundamental que exista uma transformação natural em seu conteúdo e forma (TETILA, 2014).

O conjunto de dados operacionais deve ser coletado a partir dos diferentes sistemas transacionais existentes para um repositório único, o qual é capaz de consolidar e sincronizar as informações sob a ótica do cliente, de receita, ou de um processo de negócio específico. Este conjunto de informações concentrado em um único repositório permite uma visão não apenas corporativa dos dados associados à operação da empresa, mas também fornece uma visão analítica dos cenários de mercado. Estes dados são armazenados em ambientes conhecidos como *Data Warehouse*[1] e o processo referente à extração das informações, incluindo a transformação dos dados sistêmicos em informações de negócios e a carga destes dados de origem para o repositório central, é denominado ETL (Extração, Transformação e Carga). Após a consolidação dos dados transacionais no repositório de *data warehouse*, é possível criar visões mais agregadas das informações, separadas e formatadas segundo determinados contextos de negócios, auxiliando fortemente os processos decisórios (PINHEIRO, 2008).

Segundo Elmasri & Navathe (2011), vários tipos de aplicações – OLAP, SAD e mineração de dados – são aceitos no repositório *data warehouse*. Para tanto, definimos cada uma delas a seguir:

- **OLAP (Processamento Analítico On-line):** termo utilizado para descrever a análise de dados complexos do *data warehouse*.
- **SAD (Sistemas de Apoio à Decisão):** também conhecido como **SIE – Sistemas de Informações Executivas,** ajudam os tomadores de decisões de uma organização com dados de nível mais alto, apoiando em decisões complexas e importantes.
- **Mineração de Dados:** usada para *descoberta do conhecimento*, o processo de procurar novo conhecimento imprevisto nos dados.

Um projeto de BI geralmente utiliza diversas tecnologias integradas para o processo de descoberta de conhecimento e tomada de decisão, como *data warehouse*, ETL, mineração de dados e OLAP. Adicionalmente, ele pode ser útil em outras áreas de conhecimento, como saúde, educação, finanças e pesquisa.

Este artigo tem como objetivo pesquisar as principais causas que influenciam a qualidade do Curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD, a partir de um projeto de *Business Intelligente* (BI). Para essa finalidade, é preciso criar um ambiente de *data warehouse* e, depois, analisar os dados com o Processamento Analítico On-line (OLAP). Isso permite investigar o perfil discente, as disciplinas com maior índice de reprovação, a média de aproveitamento nos polos, assim como avaliar outros parâmetros que influenciam a qualidade do curso de modo geral.

Problemática e justificativa

Pesquisas realizadas em diversas fontes mostram que pouco antes de 1900 já havia anúncios em jornais de circulação no Rio de Janeiro oferecendo profissionalização por correspondência (ALVES, 2007). Os cursos de graduação e pós-graduação em EaD só se fortaleceram há pouco mais de uma década, mas a procura vem aumentando gradativamente – o que demonstra a importância de um estudo dirigido sobre análise de comportamento, metodologia, tecnologia e infraestrutura dessa modalidade de educação.

[1] Uma coleção de dados orientada a assunto, integrada, não volátil, variável no tempo para o suporte de apoio às decisões da gerência" (INMON, 1992).

Um projeto de BI é uma boa alternativa para se obter esse tipo de resposta, uma vez que indicadores de desempenho podem ser gerados de maneira rápida e flexível a partir dessa plataforma. Esse conhecimento, porém, deve ser aplicado para que algum resultado prático e efetivo seja alcançado, e é por isso que a construção de um plano de ação com base nos indicadores, ou seja, no conhecimento, é a síntese para a criação de um processo de inteligência organizacional.

Metodologia

Segundo Gil (2010), uma pesquisa pode ser classificada em: exploratória, descritiva ou explicativa.

A proposta metodológica deste trabalho se pauta na ação de levantamento bibliográfico, contemplada em corpo conceitual mais amplo da pesquisa exploratória, conforme anunciado por Gil (2010).

Um estudo de caso foi realizado com a base de dados do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD. Inicialmente, foi encaminhada uma solicitação à coordenação da EaD/UFGD para obter os dados referentes aos histórico-acadêmicos do curso. Em seguida, o pré-processamento desses dados foi realizado para a carga no *data warehouse* – criado com o SGBD *MySQL 5.6*. Logo após, os dados do *data warehouse* foram projetados para a execução das consultas analíticas *on-line* (OLAP) com o aplicativo *Pentaho BI Server CE-4.8.0*.

Os softwares utilizados para o processo de coleta, armazenamento, modelagem e consultas analíticas *on-line* são descritos a seguir:

- **Mysql Community Server:** utilizado para armazenar os dados coletados, disponível em (MYSQL COMMUNITY SERVER, 2014).
- **Mysql Workbench:** utilizado para criar o modelo multidimensional (*data warehouse*), disponível em (MYSQL WORKBENCH, 2014).
- **Pentaho Open Source Business Intelligence:** utilizado para executar o OLAP, disponível em (PENTAHO, 2014).

Questionamentos

Esta seção apresenta 10 (dez) questionamentos propostos para serem investigados que podem influenciar na qualidade do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD.

1. Qual é a média de aproveitamento geral do curso?
2. Qual é a média de aproveitamento de cada disciplina?
3. Qual disciplina possui a menor média de aproveitamento?
4. Qual é a média de aproveitamento geral de cada Polo?
5. Qual é a média de aproveitamento de cada professor formador?
6. Qual é a média de aproveitamento de cada professor tutor?
7. Qual é a média de aproveitamento das avaliações realizadas no Ambiente Virtual de Aprendizagem?
8. Qual é a média de aproveitamento das avaliações presenciais?
9. Qual é o número de evasão de cada Polo?
10. Qual é o número de evasão em cada Semestre?

2. Armazém de dados (Data warehouse)

Os bancos de dados tradicionais têm suporte para o processamento de transação *on-line* (OLTP), que inclui inserções, atualizações e exclusões, enquanto também têm suporte para requisitos de consulta de informação. Os bancos de dados relacionais tradicionais são otimizados para processar consultas que podem tocar em uma pequena parte do banco de dados e transações que lidam com inserções ou atualizações no processo de algumas tuplas por relação. Assim, eles não podem ser otimizados para OLAP, SAD ou mineração de dados. Por outro lado, os *Data Warehouse* (DW) são projetados exatamente para dar suporte à extração, processamento e apresentação eficientes para fins analíticos e de tomadas de decisão (TETILA, 2014).

Em comparação com os bancos de dados transacionais, os DW não são voláteis. Isso significa que as informações no DW mudam com muito menos frequência e podem ser consideradas não de tempo real com atualização periódica. Em sistemas transacionais, as transações são a unidade e o agente de mudança no banco de dados; ao contrário, a informação no DW é muito menos detalhada e atualizada de acordo com uma escolha cuidadosa de política de atualização, normalmente incremental (ELMASRI & NAVATHE, 2011).

Outra característica importante no projeto de um DW é a granularidade (nível de detalhamento nos dados). Quanto menos detalhes (atributos), mais alto é o nível de granularidade. Por exemplo, a métrica valor_venda poderia ser consultada em um contexto temporal sob múltiplas perspectivas diferentes, a partir dos atributos Ano, Semestre, Mês, dia, hora, etc. Nos primeiros sistemas operacionais a granularidade era tida como certa, pois quando os dados eram atualizados, certamente seria ao mais baixo nível de detalhe, sendo que no ambiente de DW, ela não é um pressuposto (INMON, 1997).

3. Estudo de caso

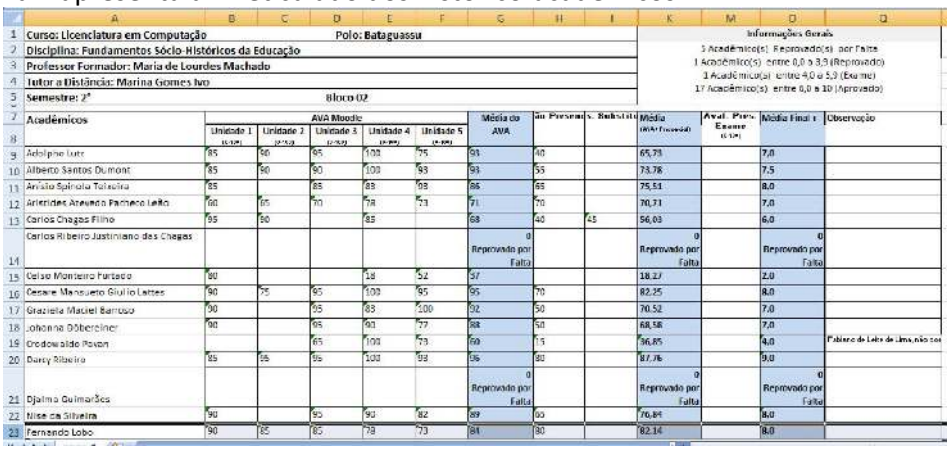
Esta seção apresenta o estudo de caso realizado com os dados dos histórico-acadêmicos do Curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD. Inicialmente foram coletados os dados referentes à aprovação, reprovação, diplomação e evasão dos discentes no ano letivo de 2013 (Seção 3.1). Em seguida, os dados foram pré-processados para a carga no DW (Seção 3.2). Depois disso, o OLAP foi realizado com o aplicativo *Pentaho BI Server CE-4.8.0*. Por fim, os resultados foram discutidos na Seção 3.3.

3.1 Coleta de dados

Para a coleta de dados, uma solicitação dos histórico-acadêmicos foi encaminhada à coordenação do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD. Essa solicitação foi formalizada por meio de uma Comunicação Interna (CI) e os relatórios, indispensáveis para a realização desta pesquisa, foram entregues em formato digital com os seguintes atributos: Disciplina, Professor Formador (nome), Tutor a distância (nome), Acadêmico (nome), AVA Moodle (nota da Atividade Avaliativa na Unidade 1, 2, 3, 4 e 5), Média do AVA (média das Atividades Avaliativas no AVA), Avaliação Presencial (nota da prova presencial), Avaliação Substituta (nota da prova substituta), Média (média do AVA + avalia-

ISSN 2318-4051

ção presencial), Avaliação Presencial Exame (nota do exame), Média Final e Observação. A Figura 1 apresenta um reticulado dos histórico-acadêmicos[2].



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	K	M	O	Q
1	Curso: Licenciatura em Computação				Polo: Bataguassu					Informações Gerais			
2	Disciplina: Fundamentos Sócio-Históricos da Educação									3 Acadêmico(s) Reprovado(s) por Falta			
3	Professor Formador: Maria de Lourdes Machado									1 Acadêmico(s) entre 0,0 a 3,9 (Reprovado)			
4	Tutor a Distância: Marina Gomes Ivo									1 Acadêmico(s) entre 4,0 a 5,9 (Exame)			
5	Semestre: 2º				Bloco 02					17 Acadêmico(s) entre 6,0 a 10 (Aprovado)			
7	Acadêmicos	AVA Moodle					Média do AVA	ão Presenc	s. Substitu	Média	Aval. Pres. Exame	Média Final	Observação
8		Unidade 1	Unidade 2	Unidade 3	Unidade 4	Unidade 5							
9	Adolpho Lutz	85	90	95	100	75	93	40		65,73		7,0	
10	Alberto Santos Dumont	85	90	90	100	93	93	55		73,78		7,5	
11	Arísio Spínola Teixeira	85		85	83	93	86	65		75,51		8,0	
12	Aristides Azevedo Pacheco Leão	80	65	70	78	73	71	70		70,71		7,0	
13	Carlos Chagas Filho	95	90		85		68	40	45	56,03		6,0	
14	Carlos Ribeiro Justiniano das Chagas						0 Reprovado por Falta			0 Reprovado por Falta		0 Reprovado por Falta	
15	Celso Monteiro Furtado	80			18	52	37			18,27		2,0	
16	Cesare Mansueto Giulio Lattes	90	75	95	100	95	95	70		82,25		8,0	
17	Graziela Maciel Barroso	90		95	83	100	92	50		70,52		7,0	
18	Johanna Döbereiner	90		95	90	77	88	50		68,58		7,0	
19	Crodowaldo Pavan			65	100	73	60	15		36,85		4,0	Fabiano de Leite de Lima, não con
20	Darcy Ribeiro	85	95	95	100	93	96	80		87,76		9,0	
21	Djalma Guimarães						0 Reprovado por Falta			0 Reprovado por Falta		0 Reprovado por Falta	
22	Nise da Silveira	90		95	90	82	89	65		76,84		8,0	
23	Fernando Lobo	90	85	85	78	73	84	80		82,14		8,0	

Figura 1: Reticulado dos histórico-acadêmicos do curso de Licenciatura em Computação da EaD/ UFGD. Fonte: EaD/UFGD (2014).

3.2 Modelo Multidimensional de Dados (Projeto Lógico)

Um típico projeto de *data warehouse* utiliza o modelo multidimensional para organizar os dados em um único repositório, baseado nas tabelas fato e dimensão. A Figura 2 ilustra o modelo multidimensional criado com o aplicativo *MySQL Workbench 6.1* para executar o OLAP no *PentahoBI-Server CE-4.8.0*.

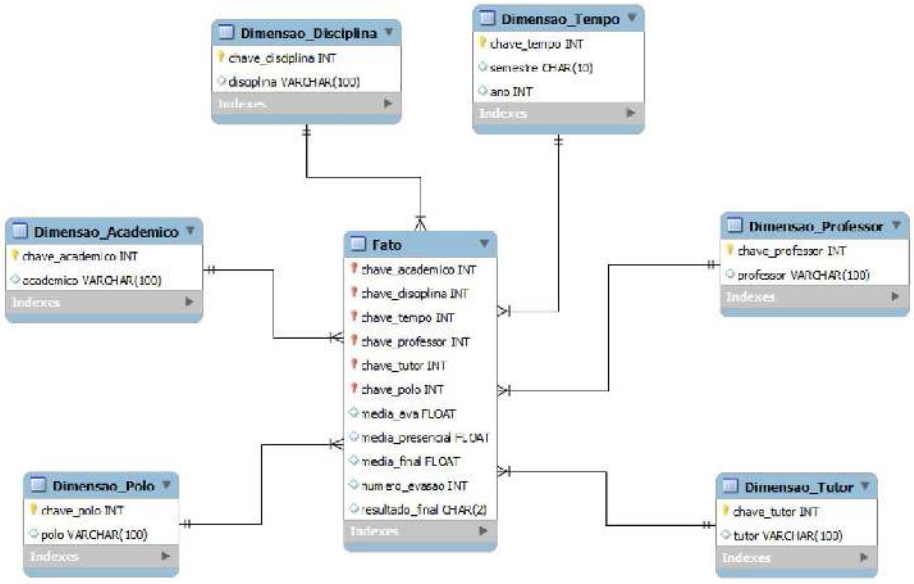


Figura 2: Projeto lógico do modelo multidimensional de dados.

[2] No pré-processamento de dados, o arquivo foi convertido para o formato .xls e, depois, os valores do atributo "Acadêmicos" foram alterados para nomes de personalidades importantes para garantir a privacidade dos dados.

ISSN 2318-4051

A figura mostra o modelo multidimensional representado por seis tabelas de dimensão e uma tabela fato. Observe que este modelo se refere ao Projeto Lógico, utilizado para criar a base de conhecimento (*data warehouse*) e armazenar os dados dos histórico-acadêmicos do curso de Licenciatura em Computação da EaD/ UFGD.

Conforme a Figura 2, a tabela fato contém as métricas ou os fatos que estamos interessados em medir. As tabelas dimensão, por sua vez, relacionam-se com a tabela fato e possui os atributos de dimensão. Assim, visões analíticas envolvendo as métricas media_ava, media_presencial, media_final, numero_evasao e resultado_final, podem ser resumidas em um contexto temporal, como semestre, ano ou outro nível de detalhe específico, como média por polo ou professor.

Kimball (1998) informa que para se distinguir quais campos de dados serão fatos e quais serão atributos (de dimensão) ao projetar um modelo multidimensional, podemos usar a regra: se o dado for numérico e alterar a cada amostragem é fato, se for uma descrição constante de um item será um atributo de dimensão.

3.3 Análise e interpretação dos dados

Esta seção apresenta a análise multidimensional dos histórico-acadêmicos do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD, através das visões criadas no OLAP *mondrian*. Os resultados das análises feitas são discutidos a seguir.

A Figura 3 compara a média de aproveitamento (55,17) que os acadêmicos obtiveram nas avaliações à distância (no AVA) com a média de aproveitamento (47,54) das avaliações presenciais (no polo). Observe que a primeira média é maior em 7,63 pontos.

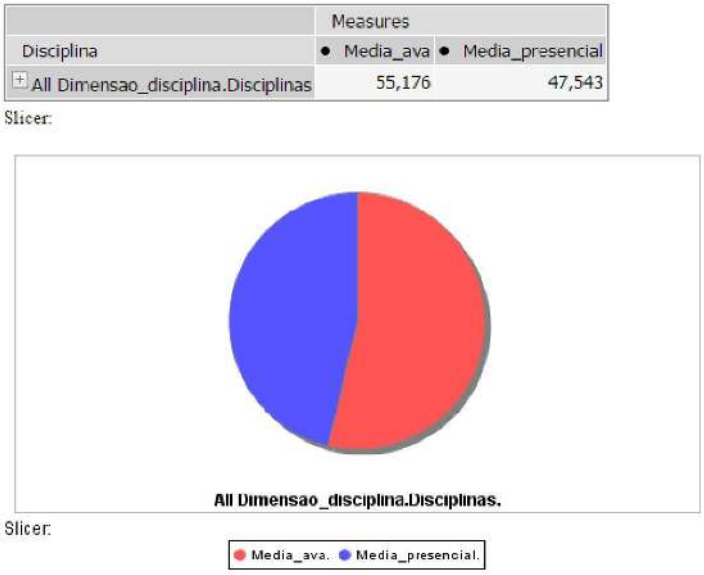


Figura3: Média ambiente AVA e média presencial.

A Figura 4 apresenta a média de aproveitamento dos acadêmicos nos polos. Este valor é calculado através da média aritmética dos aproveitamentos acadêmicos daquele polo. Somente os polos de Bataguassu (6,48) e Bela Vista (6,09) apresentam valores acima da média de aprovação (6,0). Os polos de Costa Rica (3,74) e Camapuã (4,03), por sua vez, têm as piores médias de aproveitamento.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, 2015 – n° 4, Vol. 3
ISSN 2318-4051

	Polo								
Measures	Agua Clara	Bataguassu	Bela Vista	Camapua	Costa Rica	Miranda	Porto Murtinho	Rio Brilhante	Sao Gabriel do Oeste
Media_final	4,695	5,481	6,095	4,032	3,746	5,177	5,357	4,46	5,513

Slicer:

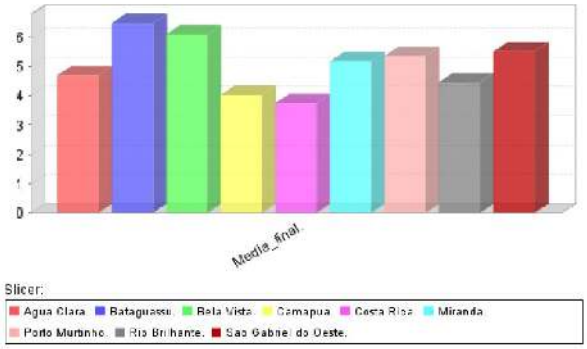


Figura 4: Média de aproveitamento por polo.

A Figura 5 confronta a média de aproveitamento das disciplinas. É possível observar que nove das doze disciplinas ofertadas até 2013 apresentam valores abaixo da média (6,0). Em particular, as disciplinas Algoritmos I (3,81), Probabilidade e Estatística (4,16) e Fundamentos da Matemática I (4,35) possuem os piores aproveitamentos.

	Disciplina										
Measures	Algoritmos I	Ensino e Aprendizagem em Educacao a Distancia	Fundamentos da Matematica I	Fundamentos Socio-Historicos da Educacao	Ingles Instrumental	Introducao a Computacao	Lingua Portuguesa	Probabilidade e Estatistica	Psicologia da Aprendizagem	Redes de Computadores	Sistemas de Informacao Gerencial	Tecnicas de Programacao I
Media_final	3,815	5,996	4,352	4,74	6,205	6,01	4,573	4,167	5,636	5,73	5,718	4,78

Slicer:

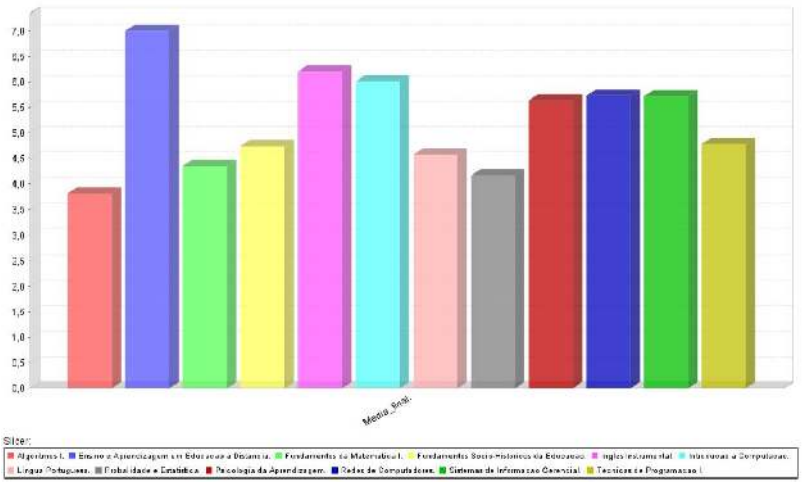


Figura 5: Média de aproveitamento por disciplina.

De maneira análoga, a Figura 6 traz a média de aproveitamento das disciplinas ministradas por cada professor.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, Jan/Nov 2014 – n° 3, Vol. 2
ISSN 2318-4051



Professor	Medias_final
Dielma de Sousa Borges Cassuci	6,996
Carla Adriana Barvinski	3,815
Edneí Nunes de Oliveira	4,573
Everton Castelao Tetila	6,01
Genivaldo Pinheiro de Andrade	4,78
Janis Naglis Faker	5,636
Luiz Fernando Stopa Arcenio	5,718
Maria de Lourdes Machado	4,74
Silvia Regina Gomes Milho	6,205
Vanessa Munhoz Reina Bezerra	4,352
Wesley de Souza Bezerra	4,167
Wesley Eduardo Ferreira	5,73

Figura 6: Média de aproveitamento por professor.

A Figura 7 mostra a média de aproveitamento por tutor. O relatório resume o desempenho de setenta tutores atuando em uma ou mais disciplinas.

Para uma análise com muitos valores é importante destacar os extremos, em destaque, os cinco tutores com as maiores e menores médias, respectivamente – Rejane Dias Lobo (7,90), João Batista Alves (7,81) Claudia Márcia Marily Ferreira (7,79), Diego Witter Melo (7,60), Maria José Nunes Correa (7,28); e Suzana Guimarães de Paula (2,00), Patrick Ramalho de Oliveira (2,36), Joelma Narciso (2,37), Diego Aparecido de Paula Farias (2,35), Ana Cristina Souza da Cruz.

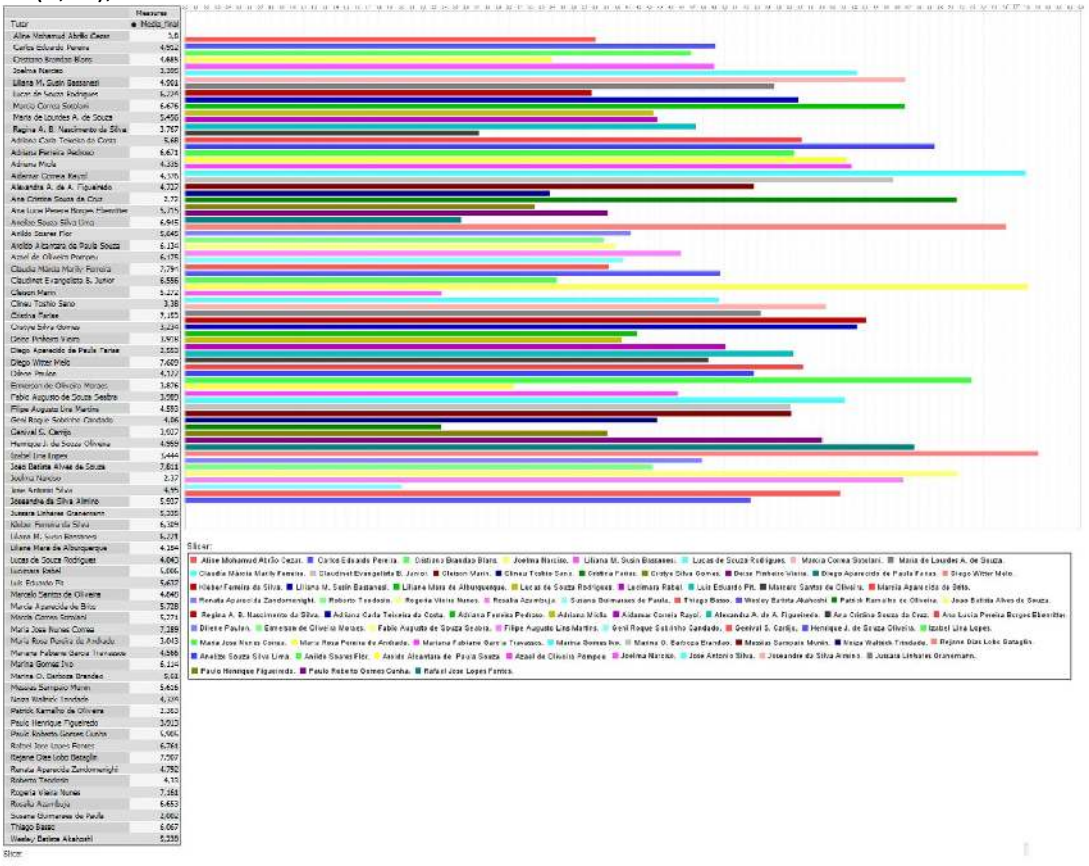


Figura 7: Média de aproveitamento por tutor.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, 2015 – n° 4, Vol. 3
ISSN 2318-4051

A Figura 8 apresenta a média de aproveitamento do primeiro (5,25) e segundo semestre (4,86) de 2013. O gráfico revela ligeira queda da média de aproveitamento entre os dois semestres.

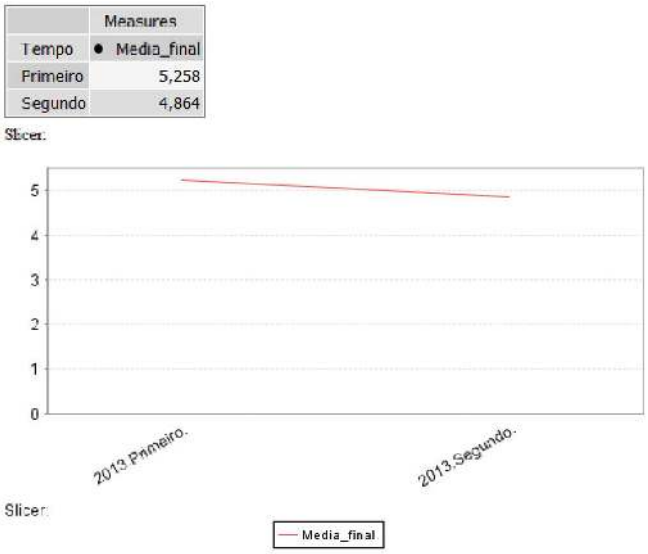


Figura 8: Média de aproveitamento por semestre.

A Figura 9 revela o número de evasão dos acadêmicos no primeiro semestre (438/1647) que equivale a 26,59%; e no segundo semestre (275/814) que equivale a 33,78% – uma a diferença de 7,19%.

Os valores numéricos de evasão (438 e 275) ao serem comparados separadamente induz o leitor a uma interpretação equivocada, pois é preciso levar em conta o número de acadêmicos matriculados em cada semestre: 1647 e 814, respectivamente. Assim, o ideal é que os valores sejam comparados em percentual. Por exemplo, o leitor pode ter a impressão que a evasão no primeiro semestre é maior que a do segundo, no entanto, o percentual de evasão do segundo semestre é maior.

Outro ponto importante diz respeito à média de aproveitamento ilustrada pela Figura 8. Nela, a média de aproveitamento do primeiro semestre é superior à média do segundo semestre, sugerindo que a alta evasão do segundo semestre contribui para a queda no rendimento dos acadêmicos. Note que a média de aproveitamento do segundo semestre é 0,39 pontos menor que a média de aproveitamento do primeiro semestre.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, Jan/Nov 2014 – n° 3, Vol. 2
ISSN 2318-4051

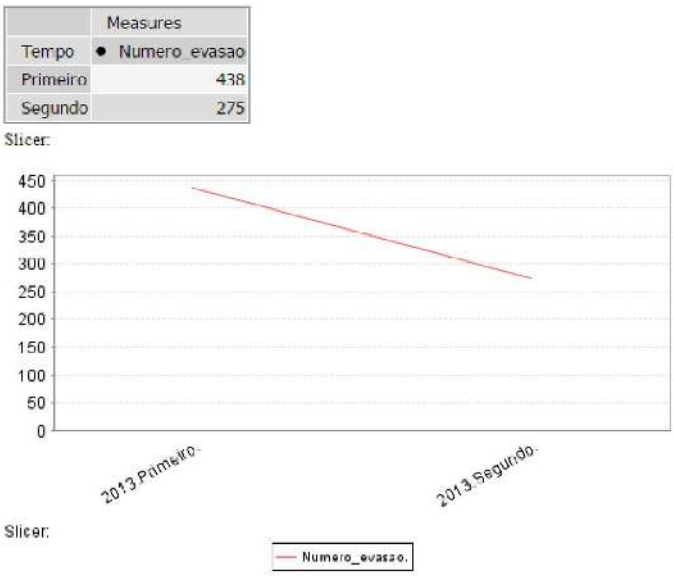
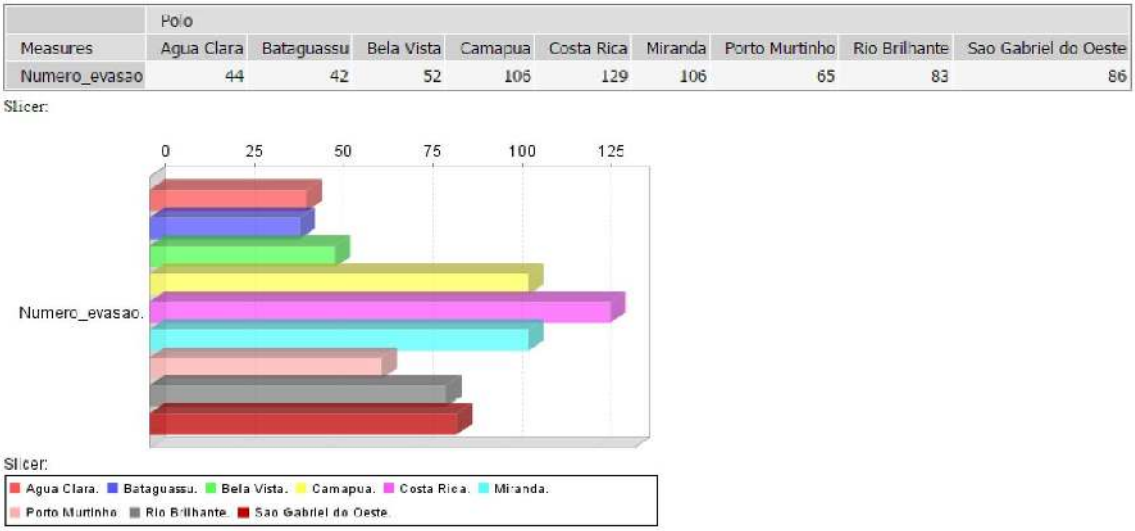


Figura 9: Número de evasões do primeiro e segundo semestre.

A Figura 10 apresenta o número de evasão dos acadêmicos por polo. Entre os polos com o maior número de evasão, destacam-se: Costa Rica com 129 evasões ou 18,09%, Camapuã e Miranda com 106 evasões ou 14,86%.



	Polo								
Measures	Agua Clara	Bataguassu	Bela Vista	Camapua	Costa Rica	Miranda	Porto Murtinho	Rio Brilhante	Sao Gabriel do Oeste
Numero_evasao	44	42	52	106	129	106	65	83	86

Figura 10: Número de evasões por polo.

Ao mesmo modo, a Figura 11 projeta o número de evasão por disciplina. As seguintes disciplinas contém o maior número de evasão: Algoritmos I (116), Fundamentos da Matemática (95), Língua Portuguesa (91) e Probabilidade e Estatística (76).

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, 2015 – n° 4, Vol. 3
ISSN 2318-4051

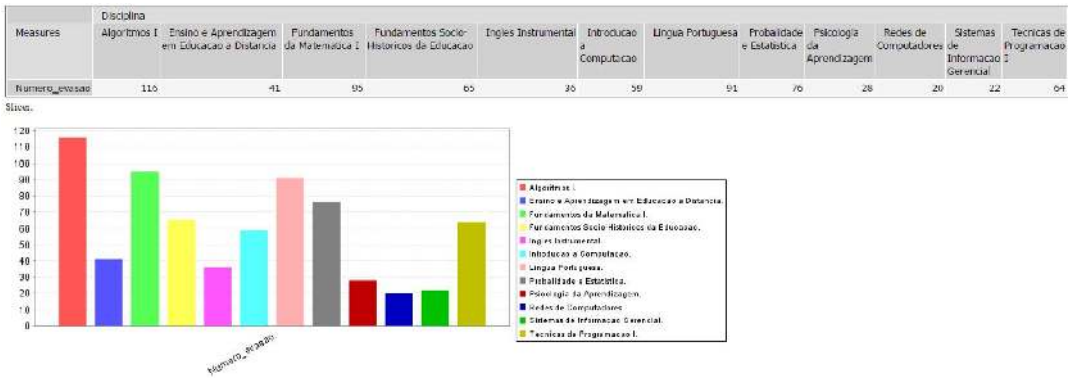


Figura 11: Número de evasões por disciplina.

Para fins de análise, tomemos como exemplo a Figura 12, extraída do trabalho de (TETILA, 2014) que revela a média de aproveitamento de dois cursos do ensino presencial da UFGD: Bacharelado em Sistemas de Informação (4,61) e Análise de Sistemas (3,89). Conforme mostra a figura, a média de aproveitamento do curso de Licenciatura em Computação (5,12) da EaD/UFGD é relativamente maior que as médias dos cursos do ensino presencial supracitados.

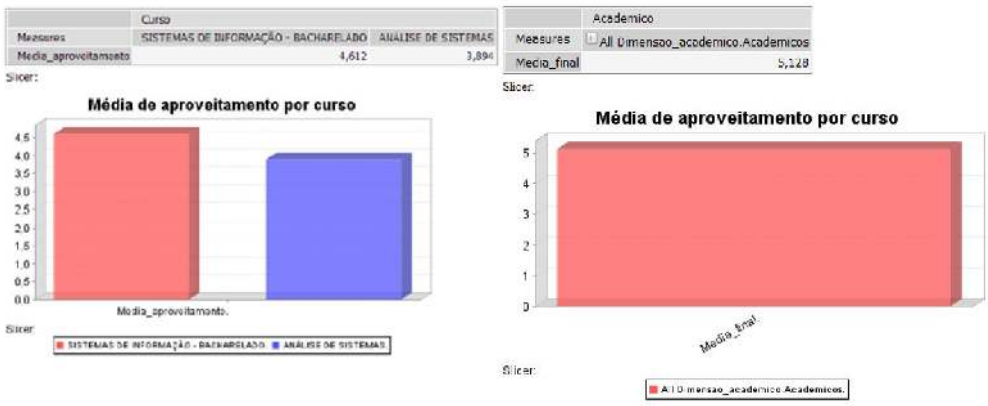


Figura 12: Média de aproveitamento dos cursos da área de Computação.

A Figura 13 compara as médias das disciplinas do curso de Licenciatura em Computação com as médias das disciplinas do curso de Bacharelado em Sistemas de Informação (BSI), retiradas de (TETILA, 2014). Examinando as médias das disciplinas do curso de BSI, as piores médias foram obtidas pelas disciplinas Algoritmos e Programação (2.9) e Algoritmos (3.0). Ao contrário, as disciplinas Linguagem de Programação III (5.9), Linguagem de Programação II (5.3), Banco de Dados I (5.3) e Banco de Dados II (4.9) obtiveram as maiores médias. De modo semelhante, no curso de Licenciatura em Computação as piores médias foram obtidas pelas disciplinas Algoritmos I (3,81), Probabilidade e Estatística (4,16) e Fundamentos da Matemática I (4,35). Por outro lado, Ensino e Aprendizagem em Educação a Distância (6,99), Inglês Instrumental (6,20) e Introdução a Computação (6,01) obtiveram as maiores médias.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, Jan/Nov 2014 – n° 3, Vol. 2
ISSN 2318-4051

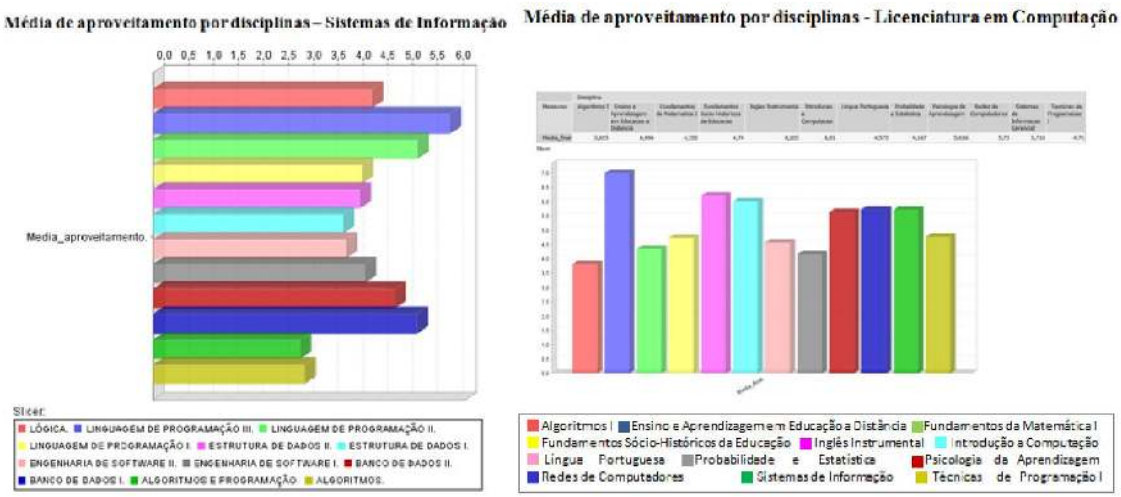


Figura 13: Média de aproveitamento das disciplinas dos cursos de BSI e Licenciatura em computação.

A Figura 14 resume a quantidade de acadêmicos aprovados e reprovados por disciplina. Observe que as disciplinas: Algoritmos I (209/86), Fundamentos da Matemática (166/122) e Probabilidade e Estatística (145/73) possuem diferença considerável na relação aprovados/reprovados, havendo mais reprovados do que aprovados.

Disciplina	Qtde_reprovados	Qtde_aprovados
Algoritmos I	209	86
Ensino e Aprendizagem em Educacao a Distancia	61	192
Fundamentos da Matematica I	166	122
Fundamentos Socio-Historicos da Educacao	87	98
Ingles Instrumental	63	178
Introducao a Computacao	103	182
Lingua Portuguesa	146	139
Probalidade e Estatistica	145	73
Psicologia da Aprendizagem	29	47
Redes de Computadores	27	49
Sistemas de Informacao Gerencial	24	52
Tecnicas de Programacao I	93	90

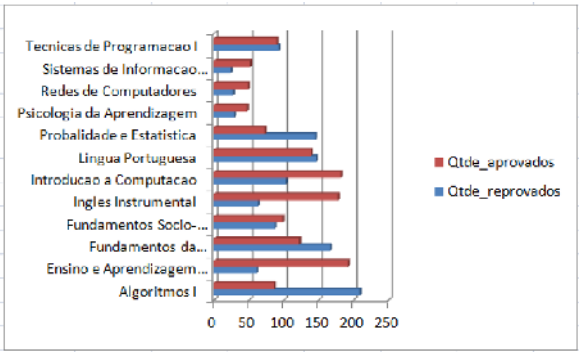


Figura14: Aprovados e reprovados por disciplina - Curso de Licenciatura em Computação.

4. Considerações finais

Conforme discutido na Seção 1, a Extração, Transformação e Carga tem o objetivo de extrair dados de diversos sistemas, transformá-los conforme as regras de negócios e carregá-los em um *Data Warehouse*. Nesse contexto, observa-se que a principal dificuldade encontrada incide no pré-processamento de dados. Por exemplo, para a realização do projeto de BI, arquivos de dados de formatos diferentes precisaram ser convertidos antes da carga. Os histórico-acadêmicos foram disponibilizados em formato (.pdf), sendo necessária à conversão para o formato (.xls), o que consumiu a maior parte do esforço exigido no seu desenvolvimento.

Revista: EaD & Tecnologias Digitais na Educação, Dourados, MS, 2015 – n° 4, Vol. 3
ISSN 2318-4051

A Seção 3.2, por sua vez, apresentou a análise multidimensional dos histórico-acadêmicos do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD e a Seção 3.3 discutiu os relatórios das visões criadas no OLAP *mondrian*. É importante destacar que a média de aproveitamento (55,17) dos acadêmicos no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) é 13,82% maior que a média das avaliações presenciais (47,54). Esse valor indica que os acadêmicos possuem rendimentos razoavelmente similares nos dois ambientes – presencial e a distância.

Outro ponto relevante diz respeito à relação entre os parâmetros: média de aproveitamento, número de evasão e reprovação. Isso pode ser verificado principalmente através das disciplinas Algoritmos I, Probabilidade e Estatística, e Fundamentos da Matemática I – que possuem as piores médias de aproveitamento e alto número de evasão e reprovação. Aqui, um plano de recomendações provavelmente incluiria aulas de reforço nos polos, incentivo aos programas de monitorias e o acompanhamento da participação do acadêmico no AVA, haja visto que o alto número de evasão diminui as médias consideravelmente.

Em relação aos polos, é possível concluir que Costa Rica e Camapuã possuem o maior número de evasão e as piores médias de aproveitamento do curso. A Avaliação Institucional realizada pelos acadêmicos no final de cada disciplina poderia investigar a causa dos problemas que têm ocasionado o baixo rendimento desses polos em particular. Nesse documento são avaliados diversos parâmetros de qualidade, como infraestrutura do polo, conexão com a Internet, recursos humanos e material didático.

Quanto às médias de aproveitamento das disciplinas ministradas por cada professor e tutor, as Figuras 6 e 7 permitem identificar os professores/tutores que se encontram nos dois extremos desse relatório. Esse conhecimento pode ser útil para o professor/tutor refletir sobre os métodos pedagógicos utilizados na mediação da disciplina e o rendimento da turma.

Em especial, a Figura 12 compara a média de aproveitamento de dois cursos da área de Computação do ensino presencial da UFGD com a média de aproveitamento do curso de Licenciatura em Computação da EaD/UFGD. De forma genérica, o curso de Licenciatura em Computação possui média 0,51 e 1,23 pontos maior que os cursos de Sistemas de Informação e Análise de Sistemas, respectivamente.

De maneira análoga, a Figura 13 apresenta as médias das disciplinas dos cursos de BSI e Licenciatura em Computação. É possível observar que nos dois cursos as piores médias são representadas pelas disciplinas de Algoritmos e Algoritmos I. Seguramente essas disciplinas contribuem diretamente para o alto número de evasão e a retenção dos acadêmicos nos cursos mencionados.

Por fim, o software *Pentaho Analysis Services* (*Mondrian*) é uma boa opção para o Processamento de Consultas Analíticas *On-line*. A interface do aplicativo permite selecionar as métricas e os atributos de cada dimensão em tempo real, a partir de uma interface baseada em menus. Além disso, o *Mondrian* calcula interativamente as métricas sob quaisquer perspectivas (dimensão) com a opção de produzir relatórios gráficos. No entanto, a sua configuração exige uma série de passos, o que demanda conhecimento aprofundado sobre o assunto.

Referências

ALVES, J. R. M., **A História da Educação a Distância no Brasil,** Publicação do Instituto de Pesquisas Avançadas em Educação. ISSN 0103-9449, 2007. Disponível em: <http://www.ipae.com.br/pub/pt/cme/cme_82/index.htm>. Acesso em: 18/05/2015.

ELMASRI, R.; NAVATHE, S. B. **Sistemas de Banco de Dados.** 6ª ed., Addison Wesley, 2011. 788p.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa?** 5. ed., São Paulo: Atlas, 2010. 200 p.

INMON, W. H. **Building the date warehouse.** Wiley, 1992.

INMON, W. H. **Como construir o Data Warehouse.** 2ª ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

KIMBALL, Ralph. **Data Warehouse Toolkit.** Tradução Mônica Rosemberg; Revisão Técnica Ronal Stevis Cassiolato. São Paulo: Makron Books, 1998.

MYSQL COMMUNITY SERVER. Versão 5.6.21, 2014. Disponível em: <http://dev.mysql.com/downloads/mysql/>. Acesso em: 19/05/2015.

MYSQL WORKBENCH. Versão 6.2.3, 2014. Disponível em: <http://dev.mysql.com/downloads/workbench/>. Acesso em: 19/05/2015.

PENTAHO. **Pentaho Open Source Business Intelligence.** Versão 4.8.0.stable, 2014. Disponível em: <http://ufpr.dl.sourceforge.net/project/pentaho/Business%20Intelligence%20Server/4.8.0-stable/biserver-ce-4.8.0-stable.zip>. Acesso em: 19/05/2015.

PINHEIRO, C. A. R. **Inteligência Analítica:** Mineração de Dados e Descoberta do Conhecimento**.** Rio de Janeiro: Ciência Moderna. 2008.

TETILA, E. C. **Modelagem de dados com data warehouse e OLAP: um estudo de caso.** Revista EaD & Tecnologias Digitais na Educação, vol. 2, n° 3, 2014.