

Mineração e Visualização de Dados Educacionais: Identificação de Fatores que Afetam a Motivação de Alunos na Educação a Distância

Ângelo Gustavo Gomes Cavalcanti¹, Napoleão Nadson dos Santos¹, Jorge Luis Cavalcanti Ramos¹, Alex Sandro Gomes²

Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF)¹, Universidade Federal de Pernambuco(UFPE)²

{angelo.cavalcanti, nadsonsantos64}@hotmail.com,
jorge.cavalcanti@univasf.edu.br, asg@cin.ufpe.br

Abstract. *This paper presents a practical evaluation of the levels of motivation of beginning students in distance education. This measure was given from the combination of technical educational data mining and information visualization with the technique of tag clouds. Results showed levels of motivation. With the specific sample we find that motivation is good, contradicting some already known literature references that demonstrate difficulties in adapting to model, high dropout rates and problems resulting from lack of ability with computer resources.*

Resumo. *Este trabalho apresenta um processo prático para avaliação dos níveis de motivação de alunos iniciantes na modalidade EAD. Essa medida deu-se a partir da combinação de técnicas de mineração de dados educacionais e de visualização de informações com a técnica de nuvens de tags. Os resultados permitiram verificar os níveis de motivação. Com a amostra específica verificamos que a motivação é boa, contradizendo algumas referências já conhecidas da literatura que evidenciam dificuldades na adaptação à EAD, altos índices de evasão e problemas decorrentes de pouca habilidade com os recursos computacionais.*

Palavras-chaves: *Mineração de dados educacionais, EDM, visualização de informações, EAD, e-learning, nuvem de tags.*

1. Introdução

O uso de Ambientes Virtuais de Ensino (AVA) baseados na Internet vem ampliando as possibilidades da Educação a Distância (EAD) e também o seu uso no apoio às atividades de ensino presencial. Esse uso promove redução de custos no uso dessas suas tecnologias, permitindo que populações socialmente desprovidas de oportunidades de aprendizagem ou em regimes de trabalhos inadequados (distantes ou em horários distintos aos ambientes escolares presenciais) participam de programas de formação, seja de natureza formal ou para aperfeiçoamento profissional (Ramos, 2006).

Conforme Shih *et al.* (2007), os cursos baseados em EAD são desenvolvidos em torno de componentes centrais de processos instrucionais, isto é: apresentação do conteúdo, interação com o corpo docente, recursos, aplicações práticas e avaliação. Cada modelo aplica tecnologia usando variados meios para poder focalizar alguns ou todos esses componentes.

Os dados gerados nos ambientes virtuais de aprendizagem são pouco explorados para gerar indicadores da qualidade dos programas de formação. Quando devidamente tratados e analisados, podem permitir retificar importantes conhecimentos acerca das turmas, do engajamento e da motivação dos alunos, fatores que influenciam na aprendizagem *online*.

Nessa direção, além do tratamento computacional dos dados e informações processadas, poder-se-ia apoiar a análise por especialistas humanos ao exibir resumos dos dados em forma de visualizações gráficas adequadas. Estas possibilitam uma rápida interpretação e percepção de indicativos importantes dos cursos e seus alunos.

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a efetividade da combinação de técnicas de mineração de dados e de visualização como apoio à construção de medidas de indicadores de motivação ou frustração dos alunos na modalidade de Educação a Distância. Além disso, tentaremos relacionar esses indicadores aos resultados de desempenho dos alunos em uma disciplina.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: na seção seguinte apresentamos as técnicas de mineração e visualização de dados. Na seção três são descritos os procedimentos metodológicos adotados e na seção quatro são apresentados os resultados obtidos. Na quinta seção é feita uma discussão dos resultados e por fim, a seção contempla a conclusão e as sugestões para continuidade dos trabalhos desta pesquisa.

2. Mineração e visualização de dados

Cada vez mais, grupos de pesquisadores buscam incorporar na EAD/*e-learning* técnicas de pesquisa consolidadas em outras áreas de conhecimento. Duas dessas técnicas são apresentadas e utilizadas neste trabalho: mineração de dados educacionais (*Educational Data Mining*, EDM) e a visualização de informações (VIS).

2.1 Mineração de Dados Educacionais

O termo Mineração de Dados (do inglês *Data Mining*), também conhecido como KDD (do inglês, *Knowledge Discovery in Databases*), refere-se à disciplina que tem como objetivo descobrir “novas” informações através da análise de grandes quantidades de dados (Witten & Frank, 2005). Segundo (Klosgen & Zytkow, 2002), a Mineração de Dados é a extração automática de padrões implícitos de coletas de dados de grandes dimensões.

Para Goldschmidt & Passos (2005), ela consiste em conjunto de técnicas reunidas da Estatística e da Inteligência Artificial com o objetivo de descobrir conhecimento novo, útil, relevante e não-trivial que porventura esteja escondido em uma grande massa de dados.

Nos últimos anos, os pesquisadores começaram a investigar vários métodos de mineração de dados para ajudar os instrutores e administradores para melhorar os sistemas de *e-learning* (Romero *et. al.*, 2008).

Mineração de Dados Educacionais (do inglês “*Educational Data Mining*” - EDM) é a aplicação de técnicas de Mineração de Dados com dados provenientes de plataformas ou ambientes de educação *online* (Garcia *et al.*, 2011). A EDM tem emergido como uma área de pesquisa nos últimos anos por pesquisadores em diversas áreas (por exemplo, ciência da computação, educação, psicologia, psicometria, estatística, sistemas tutores inteligentes, *e-learning*, entre outros.) ao analisarem grandes conjuntos de dados, a fim de resolver as questões de investigação educacional (Baker & Yacef, 2009).

O aumento de *software* educativo instrumental e de bases de dados de informação sobre os estudantes criam grandes repositórios de dados que escondem como os alunos interagem e aprendem. Por outro lado, o *e-learning* tem gerado grandes quantidades de dados que devidamente explorados e classificados, podem fornecer importantes informações sobre os alunos e os cursos (Koedinger *et al.*, 2010).

É possível compreender de forma mais eficaz e adequada os alunos, como eles aprendem, o papel do contexto na qual a aprendizagem ocorre, além de outros fatores que influenciam a aprendizagem. Por exemplo, é possível identificar em que situação um tipo de abordagem instrucional (isto é aprendizagem individual ou colaborativa) proporciona

melhores benefícios educacionais ao aluno. Também é possível verificar se o aluno está desmotivado ou confuso e, assim, personalizar o ambiente e os métodos de ensino para oferecer melhores condições de aprendizagem (Baker *et. al.*, 2011).

Existem muitos métodos utilizados em EDM que são originalmente da área de mineração de dados. Contudo, de acordo com Baker & Yacef (2009), muitas vezes estes métodos precisam ser modificados, por causa da necessidade de considerar a hierarquia (em diversos níveis) da informação. Além disso, segundo os autores, existe uma falta de independência estatística nos tipos de dados encontrados ao coletar informações em ambientes educacionais.

Em Baker *et. al* (2011), são descritas as principais técnicas usadas na EDM, onde cada uma delas pode ser aplicadas ou combinadas entre elas para se obter conhecimento relevantes de aspectos da aprendizagem ou outras características educacionais.

A EDM é uma área recente, ainda emergente, é pouco explorada, mas com bastante potencial para aplicações em diferentes áreas do conhecimento, possibilitando a descoberta de informações que auxiliem na melhora tanto do ensino quanto da aprendizagem entre professores e alunos nas diversas modalidades de ensino.

2.2 Visualização de Informações

A visualização de informações é uma área da computação gráfica e da interface com usuário que se preocupa com a apresentação de imagens interativas para que os usuários possam melhor entender os dados. Esta técnica facilita a análise de grandes quantidades de informação, pois representam os dados a partir de exibição visual (Spence, 2001).

A visualização de informações é aplicada em diferentes áreas como, por exemplo, a visualização científica, a visualização estatística, geográfica, de processo e a visualização de *software*. Destaca-se também que todas as técnicas de visualização compartilham o mesmo objetivo: o de transformar um dado bruto em alguma coisa mais expressiva, uma representação visual favorável para que o ser humano consiga ter a melhor compreensão sobre o fato a ser observado (Nascimento & Ferreira, 2005).

A visualização é muito mais que uma simples amostragem de dados, é uma forma de facilitar a leitura dos mesmos assim como possibilitar a realização de cruzamentos das variáveis disponíveis a fim de obter das informações reunidas vistas um conhecimento diverso. A partir da análise das informações, através da percepção visual e dos gráficos, é possível extrair e gerar conhecimento (Val, 2010).

Com a ajuda dos sentidos, nesse caso a visão, a cognição, que é o processo humano de aquisição e uso do conhecimento, se torna mais fácil, constatando padrões e características visuais presentes nas imagens, o que seria difícil perceber observando simplesmente os dados em sua forma bruta (Vila Nova Jr, 2010).

Conforme Spence (2001), as técnicas da visualização de informações procuram otimizar o uso das habilidades visuais do ser humano, facilitando o processo de derivação e entendimento de informação a partir de dados representados visualmente. Existem também vários modelos de visualizações disponíveis, que possuem características próprias e são escolhidos de acordo com o objetivo do que se quer mostrar (Quigley, 2006).

Para podermos evidenciar possíveis associações entre desempenho e motivação dos alunos, através de seus comentários textuais livres, o modelo de visualização aqui escolhido foi o baseado em nuvem de *tags*. A nuvem de *tags* ou nuvem de etiquetas é uma lista de palavras colocadas de maneira hierarquizada visualmente, como forma de apresentar com destaque as palavras de maior ocorrência dentro de um texto. Uma das imagens geradas por esse modelo exibe os termos relevantes que aparecem em um texto e os mostram, com a fonte maior ou menor, de acordo com a quantidade de vezes que o referido termo ocorreu no texto

(Hassan-Montero & Herrero-Solana, 2006). Nas buscas por referências que apontassem o uso combinado de EDM com nuvem de tags, como neste trabalho, não foram encontrados trabalhos relacionados. Nas buscas por referências que apontassem o uso combinado de EDM com nuvem de *tags*, como neste trabalho, não foram encontrados trabalhos relacionados.

As duas técnicas (EDM + VIS) parecem convergir para auxiliar em processos que buscam tornar inteligível uma grande massa de dados. Assim, neste artigo desenvolvemos e avaliamos um processo que combina técnicas de mineração e visualização para analisar de maneira prática e rápida os níveis de motivação ou frustração de alunos recém-ingressantes na modalidade EAD. Esse objetivo norteou o desenvolvimento desta pesquisa, a partir do desenvolvimento do método apresentado na próxima seção.

3. Procedimentos Metodológicos

Os dados para essa pesquisa foram coletados durante a realização da disciplina ‘Introdução à Educação a Distância’ (IEaD). A disciplina foi oferecida para alunos do Bacharelado em Administração Pública na modalidade a distância ofertada pela UNIVASF. A modalidade do curso foi ajustada conforme as diretrizes do Programa Nacional de Formação em Administração Pública (PNAP).

3.1 Objetivos

Avaliar a efetividades da combinação das técnicas de EDM e VIS para descobrir evidências dos fatores de motivação ou frustração de alunos em uma disciplina introdutória na modalidade EAD.

3.2 Descrição da disciplina

A disciplina Introdução à Educação a Distância foi toda ofertada pelo ambiente *Moodle* da UNIVASF¹, dividida em quatro tópicos distribuídos ao longo de quatro semanas de duração do curso. A estratégia de ensino da disciplina foi baseada em vídeo-aulas, apostilas, fóruns de discussão, *chats* e troca de mensagens pelo ambiente. Além do professor, oito tutores *online* e seis tutores presenciais nos polos apoiaram o desenvolvimento das atividades da disciplina.

A realização de um *chat* com os alunos por polo também ajudou a esclarecer dúvidas sobre conteúdos da disciplina, sobre a modalidade e o curso de Administração Pública. Além disso, proporcionou uma oportunidade do contato com a ferramenta de comunicação síncrona.

Os fóruns foram disponibilizados em cada tópico, para comentários e dúvidas e também tiveram diversas postagens pelos alunos e tutores. Fóruns de comentários sobre a avaliação simulada e sobre a avaliação dos alunos também foram bastante utilizados pelos alunos, tutores e professor.

A avaliação dos alunos foi realizada de forma *online*, sendo também realizada uma avaliação de forma simulada, sem atribuição de nota válida, apenas para que os alunos pudessem ter uma experiência prévia com avaliação no ambiente virtual.

Ao final da disciplina, 161 alunos foram aprovados, 15 reprovados por nota e 24 reprovados por não realizarem as atividades avaliativas.

3.3 Público-alvo da pesquisa

Em uma turma de 200 alunos matriculados, distribuídos em 06 polos presenciais, foram aplicados dois questionários onde os alunos responderam a uma série de perguntas que buscavam estabelecer perfis e as expectativas deles em relação ao curso, à disciplina e à

¹ <http://www.moodle2.univasf.edu.br/>

modalidade a distância. A aplicação de ambos os questionários ocorreu no próprio *Moodle*, como forma de estimulá-los a interagir no próprio ambiente de ensino em uso no curso.

O perfil dos alunos foi obtido no primeiro questionário e aponta alguns indicadores que mostram uma heterogeneidade da turma. Em relação à sua formação anterior a este curso, verificou-se que 42,14% dos estudantes estavam tendo o primeiro contato com o ensino superior e 30% já tinha iniciado um curso superior anteriormente, mas não concluiu e 27,87% já tinham um curso superior e/ou pós-graduação.

Outra variável importante para a pesquisa foi a experiência com Educação a Distância, onde verificou-se que 59,71% estavam tendo a primeira experiência com EAD.

3.4 Coleta e tratamento de dados

A coleta de dados foi dividida em duas etapas: a primeira, com um questionário *online* aplicado na primeira semana do curso e a segunda, outro questionário ao final do curso. A avaliação da motivação ou frustração foi realizada a partir da base de respostas aos questionários aplicados aos alunos durante a execução da disciplina.

O primeiro questionário continha 23 questões, sendo que as seis primeiras tinham como objetivo traçar um perfil dos alunos, apresentado resumidamente na seção anterior. As demais eram destinados a analisar expectativas e habilidades dos alunos. Essas análises serão apresentadas em trabalhos futuros.

Apesar de estar na primeira semana do curso e alguns alunos matriculados sequer tinham acessado o ambiente, 140 alunos responderam o primeiro questionário, gerando um percentual de cerca de 70% de alunos matriculados que responderam.

O segundo questionário foi aplicado na última semana da disciplina onde 161 alunos responderam (81,5% do total de alunos). Ao final, 123 alunos responderam aos dois questionários, 17 só responderam ao primeiro e 38 só responderam ao segundo.

Apenas duas questões do segundo questionário foram consideradas para os objetivos deste trabalho. A primeira questão foi uma pergunta específica e fechada sobre como cada aluno estava se sentindo naquele momento, em relação à EAD. A pergunta foi: “**Q2 - Em relação à modalidade de Educação a Distância usada na disciplina, qual o seu sentimento atual?**”. As respostas possíveis eram: *Bastante motivado, Motivado, Indiferente (Nem motivado, nem frustrado), Frustrado e Bastante Frustrado*. Só era permitida uma escolha.

Na pergunta seguinte, o aluno era solicitado a colocar um possível motivo da resposta à questão anterior. A pergunta foi: “**Q3 - Em relação à pergunta anterior, qual o principal motivo da sua frustração, motivação ou indiferença? (citar uma apenas)**”. A resposta era feita por um campo de texto livre.

Assim, foi possível investigar os prováveis fatores de motivação ou frustração dos alunos com a modalidade de EAD e também associá-los com seu desempenho (aprovado ou reprovado) na disciplina. Optou-se por usar estatísticas simples de frequência relativa e absoluta como técnica básica de mineração dos dados.

3.4.1 Pré-processamento dos dados

Para fins da consolidação dos dados do questionário aplicado com os dados referentes ao desempenho dos alunos, foi necessária a junção das duas planilhas em uma nova e única planilha Excel®, que contivesse somente os dados requeridos para esse trabalho. Essa junção foi realizada a partir do software *RapidMiner 5.3*², usando os operadores *ReadExcel* (um para cada planilha), *Join* e *WriteExcel*, usando o número do CPF de cada aluno como identificador comum nas duas planilhas para junção dos dados.

² <http://rapidminer.com>

Na planilha resultante foram usados filtros do próprio Excel para selecionar as respostas à questão aberta para geração das visualizações. Inicialmente, aplicou-se o filtro na coluna de repostas das pergunta Q2, onde continham as respostas (Bastante motivado, Motivado, Indiferente (Nem motivado, nem frustrado), Frustrado e Bastante Frustrado).

Ao usar o filtro na pergunta Q2, a coluna seguinte exibia automaticamente as respostas livres da pergunta Q3, permitindo sua seleção e cópia para um arquivo do tipo texto simples. Esse procedimento foi repetido para cada resposta possível em Q2.

Depois, além do filtro em Q2, foi aplicado também um filtro na coluna desempenho do aluno, permitindo a seleção da resposta de Q2 associada ao seu desempenho (aprovado ou reprovado). Novos arquivos textos foram gerados nessa operação. Ao final, foram feitas alguns agrupamentos das respostas para tornar possível a geração das visualizações.

3.4.2 Geração das visualizações

Inicialmente, foi criado um programa simples em linguagem C capaz de ler todas as respostas colocadas em um arquivo de texto simples e quebrá-las em palavras únicas e em ordem alfabética, gerando um novo arquivo de texto com essas palavras individualizadas. Um trecho do código desse programa é mostrado a seguir:

```
main() {
char s[TAMANHO_MAX_PALAVRA];
int i = 0;
FILE *fe = fopen("texto.txt", "r");
FILE *fs = fopen("palavras.txt", "w");
while(!feof(fe)) {
    fscanf(fe, "%s", s);
    strlwr(s);
    fputs(s, fs);
    fputs("\n", fs);
    i++;
    strcpy(s, ""); }
fclose(fe);
fclose(fs);
ordenar();//função para ordenar as palavras extraídas }
```

Em cada arquivo de texto gerado, foi feita uma análise inicial de palavras similares/sinônimas para considerá-las como sendo uma só, como, por exemplo, as palavras: “motivada”, “motivação” e “motivado”, que foram todas substituídas por “motivado”, assim como verificar palavras escritas erroneamente, que foram corrigidas, como a palavra “internet” que foi alterada por “internet”. Também foi feita, em alguns casos, a unificação do gênero (Ex.: “novo”, “nova”) e do número (Ex.: “oportunidade”, “oportunidades”). Foram retiradas algumas palavras nas quais se verificou que não fariam diferença na visualização, como os artigos, preposições e símbolos de pontuação.

Com as palavras selecionadas, foi usada a ferramenta gratuita *online Wordle*³, na qual é inserido um texto ou conjunto de palavras como entrada e é gerada visualização de acordo com as palavras mais citadas no referido texto na forma de nuvem de *tags*. Para fins de uniformidade nas representações, todas as visualizações geradas com os dados deste trabalho foram definidas características comuns, como fonte, posição das palavras, cor de fundo, cor da fonte, definições estas disponíveis na ferramenta utilizada.

4. Resultados

Os resultados do experimento exibem indícios dos sentimentos dos alunos ao final da disciplina e apontam possíveis causas de sua motivação ou frustração, assim como mostram esse sentimento do relacionado com o desempenho deles na disciplina. A seguir analisamos os resultados.

³ <http://www.wordle.net>

4.1 Motivação versus Frustração de alunos em relação à modalidade EAD.

A partir da análise das respostas dos alunos à questão fechada sobre qual o sentimento de cada aluno em relação à EAD, foi obtido o resultado exibido na Figura 01.

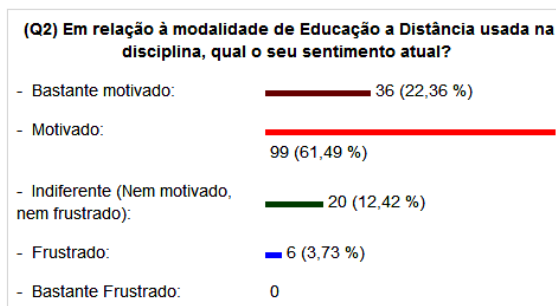


Figura 1. Respostas dos alunos em relação ao que sentiam em relação à EAD.

Observa-se que o nível de motivação (*Motivado* + *Bastante Motivado*) estava em 83,15%, o que demonstra um nível alto de motivação ao final da primeira disciplina do curso. O nível de frustração apresentava-se muito baixo (3,73%) e não tiveram respostas para o sentimento *Bastante Frustrado*.

Resolveu-se então agrupar as respostas dos alunos que se declararam frustrados com os que declararam estar indiferentes, não somente pela maior quantidade de respostas resultantes (16,15%), mas também pelas respostas livres associadas à opção *Indiferente* conterem razões mais ligadas às dificuldades dos alunos na disciplina.

4.2 Nuvens de tags das respostas com razões da motivação ou frustração

A partir do processamento das respostas dos alunos à questão complementar da pergunta anterior, foram geradas duas visualizações distintas, uma para as respostas dos alunos que se declararam motivados ou bastante motivados e outra para respostas dos alunos que afirmaram estarem frustrados ou indiferentes. As nuvens de tags dessas respostas estão nas Fig. 02 e 03.

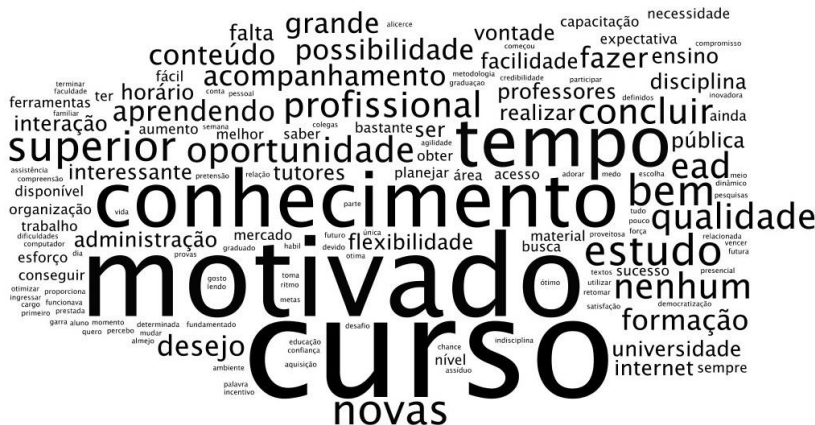


Figura 2. Nuvem de tags com as respostas dos alunos motivados ou bastante motivados.

Nesse caso, as palavras “curso” e “motivado” aparecem em destaque, indicando que a maior quantidade de respostas apenas reforçou o sentimento declarado na pergunta anterior. As palavras “conhecimento” e “tempo” também tiveram ocorrência significativa, o que pode indicar que a busca pelo conhecimento é um fator motivador bastante presente nos alunos. A citação ao tempo indica uma provável associação com a flexibilidade na organização do tempo para estudos que é proporcionada pela EAD. Essas interpretações são reforçadas pela transcrição de declarações dos alunos a seguir:

“Motivado. É uma ótima chance de aumentar conhecimento.” (Discente 65).

“Motivado. Pela comodidade relacionada ao tempo.” (Discente 56).

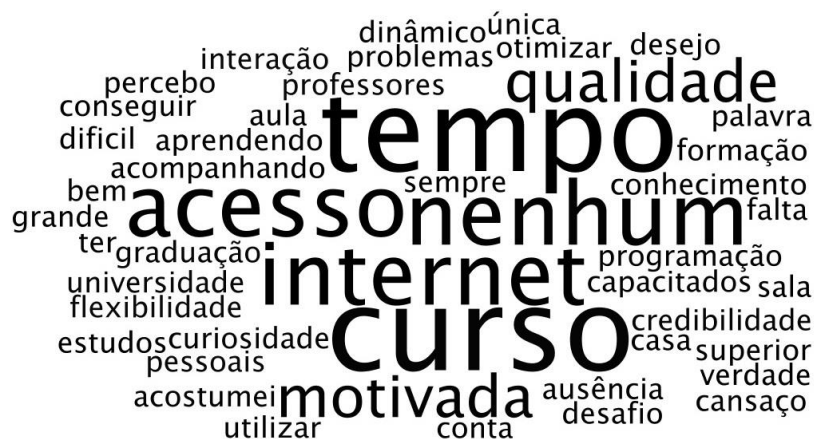


Figura 5. Nuvem de tags com as respostas dos alunos reprovados em relação ao seu sentimento ao final da disciplina.

As respostas dos alunos reprovados indicam grande semelhança com os alunos que se declaram frustrados ou indiferentes, o que é normal, pois a reprovação pode gerar esses sentimentos. O que podemos destacar nessa visualização são as relevantes citações dos termos “motivada” e “qualidade”, o que indica também que há um bom nível de motivação mesmo entre os reprovados e que também a qualidade do curso é destacada.

5. Discussão

Os resultados aqui apresentados fornecem indícios interessantes dos fatores de motivação, frustração ou indiferença dos alunos em relação à modalidade EAD. Reconhecemos as limitações da pesquisa, em particular no processo de pré-processamento dos dados minerados, durante a extração das palavras únicas, nos quais os contextos das respostas completas podem ter sido perdidos ou também na interpretação das visualizações, que pode não representar de maneira integral os que as respostas realmente indicavam.

Isso não invalida os resultados, já que foram constatados níveis de motivação muito altos, assim como indicativos relacionados com essa motivação. Isso pode estar relacionado com a maneira como a disciplina foi conduzida foi satisfatória e seus objetivos foram atingidos o que poderia ser o foco de outra investigação.

Como as respostas completas associadas à frustração ou indiferença foram em menor quantidade, uma análise mais detalhada dessas respostas dá o mesmo sentido da interpretação das visualizações apresentadas nos resultados, ou seja, a nuvem de tags pode ser uma primeira fonte de informação para ajuste no planejamento e execução dos cursos.

6. Conclusões e trabalhos futuros

Este trabalho apresentou um processo para verificação de níveis de motivação ou frustração de alunos iniciantes na modalidade EAD que combina técnicas de mineração e visualização de dados. Os resultados apontaram bons níveis de motivação, o que é bastante positivo, já que a literatura evidencia dificuldades na adaptação à modalidade, altos índices de evasão e problemas decorrentes de pouca habilidade com os recursos computacionais.

A mineração de dados em ambientes educacionais pode revelar informações importantes para a tomada de decisão por professores ou gestores de cursos *online*. A visualização gráfica de dados apresenta-se como uma boa alternativa para consolidação de grandes volumes de dados.

A opção pela visualização em nuvem de tags foi pela praticidade e a rapidez com que são gerados esses gráficos, além de propiciar uma interpretação simples dos dados.

Recomenda-se como trabalhos futuros a mineração dos textos das respostas abertas e dos fóruns da disciplina, na busca de evidências que justifiquem alguns dados e/ou indiquem

novas evidências a serem investigadas. As demais questões aplicadas deverão ser analisadas. Outras formas de visualização poderão ser utilizadas e novas interpretações serem feitas, confirmando ou não as que aqui foram apresentadas.

Por fim, novos questionários poderão ser aplicados aos mesmos alunos, periodicamente, com a finalidade de fazer o acompanhamento do seu desenvolvimento e também apontar melhores práticas para as próximas turmas do curso.

Agradecimentos

Os autores agradecem à UNIVASF/PRPPGI, FAPESB e CNPq, pela concessão de auxílio por meio dos programas *Edital Universal Mestre (18/2013)*, *Iniciação Científica e Jovens Talentos* respectivamente, à SEAD/UNIVASF por conceder o ambiente da pesquisa e aos alunos do Curso de Bacharelado em Administração Pública, por colaborarem com a pesquisa. O Professor Alex Sandro Gomes é bolsista DT Nível 2 pelo CNPq apoiado pelos processos nº 310466/2012-1 e nº 475634/2013-6.

Referências

- Baker, R.S.J.d., Isotani, S., & Carvalho, A. (2011). Mineração de dados educacionais: Oportunidades para o Brasil. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 19(02), 3.
- Baker, R.S.J.d., Yacef, K. The State of Educational Data Mining in 2009 (2009): A Review and Future Visions. *Journal of Educational Data Mining*, 1 (1): 3-17.
- García, E., Romero, C., Ventura, S., & de Castro, C. (2011). A collaborative educational association rule mining tool. *The Internet and Higher Education*, 14(2), 77-88.
- Goldschmidt, R. R., Passos, E. P. L. (2005), *Data Mining: Um Guia Prático Conceitos, Técnicas, Ferramentas, Orientações e Aplicações*. 1. ed. Rio de Janeiro: Editora Campus. v. 1. 250 p
- Hassan-Montero, Y., & Herrero-Solana, V. (2006). Improving tag-clouds as visual information retrieval interfaces. In *International Conference on Multidisciplinary Information Sciences and Technologies* (pp. 25-28).
- Klosgen, W., & Zytkow, J. (2002). *Handbook of data mining and knowledge discovery*. New York: Oxford University Press.
- Koedinger, K. R., Baker, R., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., & Stamper, J. (2010). A data repository for the EDM community: The PSLC DataShop. *Handbook of educational data mining*, 43-55.
- Nascimento, H. A., & Ferreira, C. B. (2005). Visualização de Informações—uma abordagem prática. In *XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, XXIV JAI. UNISINOS, S. Leopoldo—RS*.
- Quigley, A. (2006) *Aesthetics of large-scale relational information visualization in practice*. In FISHWICK, Paul. (org.) *Aesthetic Computing*. Cambridge, Mass.: MIT Press, 2006.
- Ramos, J. L. C., (2006). *Requisitos para ferramentas de avaliação em ambientes virtuais de ensino* (Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação (Cin-UFPE).
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers & Education*, 51(1), 368-384.
- Shih, T. K., Hung, J. C., & Jin, Q. (2007). A survey of distance education challenges and technologies. *International journal of distance education technologies*, 11, 1-20.
- Spence, R. (2001). *Information visualization*. Addison-Wesley.
- Val, R. B. (2010). *Visualização de dados aplicados em educação à distância no processo de avaliação ao aluno*. Dissertação de Mestrado Profissional (Cin-UFPE).
- Vila Nova Jr., H. A. S. (2010). *Visualização de Informação como Ferramenta de Auxílio na Avaliação Formativa em Educação a Distância*. Dissertação de Mestrado (Cin-UFPE).
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann.