



Inteligência Computacional aplicada à Gestão Universitária: Evasão Discente

Silvia M Nassar¹, Eugênio Rovaris Neto², Araci Hack Catapan³, Maria Marlene de Souza Pires⁴

¹ Departamento de Informática e Estatística – UFSC. ² Departamento de Informática -ULBRA.

³ Departamento de Metodologia de Ensino – UFSC. ⁴ Departamento de Pediatria – UFSC.

Resumo

Este artigo mostra o desenvolvimento de um sistema para a gestão do fenômeno de evasão discente utilizando a modelagem de redes bayesianas. As redes bayesianas representam o conhecimento sobre o fenômeno em um grafo direcionado acíclico, cujos nós de entrada são os fatores que interferem na evasão e o nó de saída os possíveis resultados de um aluno matriculado em um determinado curso. As simulações foram feitas com base no teorema de Bayes e permitem estimar o risco de evasão de um aluno em um curso, a partir do conhecimento histórico da evasão e dos fatores pessoais do discente. A visão específica da evasão num curso por meio de redes bayesianas permite à administração universitária uma gestão pró-ativa desse fenômeno em nível de cada curso, favorecendo tomadas de decisão no percurso do discente, reduzindo assim o risco de evasão.

Palavras chave: Evasão, Sistemas de Apoio à Decisão, Redes Bayesianas.

1. Introdução

A questão da evasão discente é um dos problemas que mais preocupa as instituições de ensino. No Brasil, segundo (DAL MAS DIAS, 1997), a evasão de estudantes pode ser considerada como uma das características da educação brasileira, pois ocorre em todos os níveis de ensino; do primeiro grau aos cursos de pós-graduação; da escolarização regular ao ensino supletivo e não-convencional.

A evasão discente em cursos de graduação no Brasil apresenta um índice muito alto, cerca de 40%, levando à hipótese de que as instituições de ensino superior não estão se ocupando adequadamente deste fenômeno, quer na gestão dos cursos existentes, quer na abertura de novos cursos.

Dessa forma evidencia-se a necessidade de procedimentos de apoio à administração na tomada de decisão e no suporte ao planejamento estratégico institucional, definindo novas políticas que deverão ser tomadas frente às evidências encontradas no fenômeno da evasão em seus cursos.

Um sistema de consultas, do tipo Sistema de Apoio a Decisão, possibilita que os fatores da evasão, armazenados numa base de dados, sejam representados em uma base de conhecimento de um Sistema Especialista Probabilístico, desenvolvida considerando o teorema de *Bayes*.

Isto envolve o trabalho com Banco de Dados e Inteligência Artificial. Mais precisamente: mineração de dados (*data mining*) e técnicas de tratamento de incertezas (*redes bayesianas*).

Esta pesquisa apresenta um modelo de redes bayesianas, E-Bayes (ROVARIS, 2002), que: retrata a situação acadêmica de um determinado curso superior, identifica e quantifica os principais motivos que levam um aluno a evadir-se de seu curso, dessa forma oferecendo um sistema de gestão pró-ativa para o fenômeno da evasão discente.

2. Evasão Discente

Segundo Paredes (1994) a evasão discente pode ocorrer devido a fatores institucionais (recursos humanos, didático-pedagógicos e infra-estrutura) e a fatores pessoais dos discentes (aspectos sócio-econômicos, vocação e problemas de ordem pessoal). Embora seja esta a visão mais evidente, parecendo ser uma questão dicotômica, a evasão é um fenômeno complexo que resulta de múltiplas interações entre esses fatores. A instituição de ensino pode, mais facilmente, interferir e corrigir as condições acadêmicas, com o intuito de diminuir as taxas de evasão, do que interferir nas motivações de ordem pessoal.

Diferentes análises indicam que a evasão discente ocorre gradualmente ao longo do curso, e não repentinamente. Assim, a gestão acadêmica, com o intuito de diminuir as taxas de evasão, pode realizar uma avaliação continuada identificando os inúmeros fatores implicativos e propor ações não só de prevenção da evasão, mas da promoção de formação, respondendo melhor às expectativas dos discentes.

Catapan (2001) sugere que em uma proposta educacional deve-se considerar três dimensões básicas tratadas como planos: a concepção pedagógica como plano de imanência; a organização de pessoas como plano de gestão e a base de informática como plano infra. Afirma ainda que o plano infra ou a base informatizada é um fator determinante no processo de gestão educacional, definindo ritmo, qualidade, precisão e efetividade do processo.

A utilização de um sistema de informação adequado pode facilitar a gestão de aspectos específicos de cada curso e gerais da instituição, bem como identificar e analisar o risco de evasão de cada um dos discentes que ingressam em seus cursos.

3. Sistemas de Informação

Com advento das redes de computadores e banco de dados integrados, somando-se a um mercado cada vez mais competente e por isso competitivo, o processo decisório de uma instituição pode ser apoiado pela utilização de sistemas de informação.

Segundo LAUDON e LAUDON (2001), os sistemas de informação dividem-se em seis grandes categorias (figura 1):

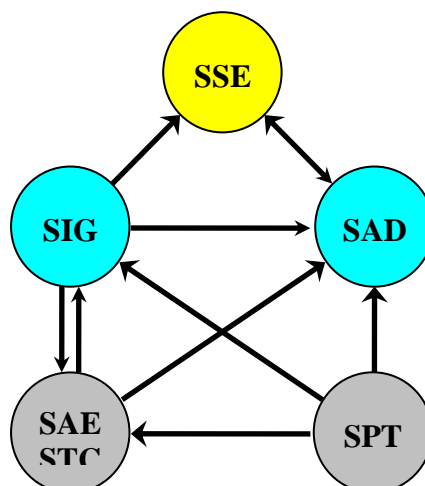


Figura 1– Tipos de Sistemas de Informação



(LAUDON e LAUDON, 2001, p.37).

Estas categorias de sistemas de informação são independentes e podem não estar interligados. Nesse esquema os Sistemas de Processamento de Operações(SPT) fornecem informações para todos os demais sistemas, que por sua vez produzem informações para os outros sistemas.

- **SPT - Sistemas de Processamento de Transações:** são sistemas empresariais básicos e que servem o nível operacional da organização, registrando as transações rotineiras diárias necessárias para a condução do negócio.
- **SAE - Sistemas de Automação de Escritórios e STC Sistemas de Trabalho do Conhecimento:** são sistemas que suprem as necessidades de informação ao nível de conhecimento de uma determinada empresa. Assim como o SAE é destinado à pessoas que trabalham com dados, o STC objetiva atender a uma clientela mais qualificada e que crie novos conhecimentos, a partir dos que já estão registrados em suas máquinas.
- **SIG - Sistemas de Informações Gerenciais e SAD - Sistemas de Apoio a Decisão:** Os SIG são sistemas que oferecem suporte ao nível gerencial de uma dada organização. Esta modalidade de sistema alimenta-se basicamente do SPT e objetiva orientar a situação interna de uma empresa, demonstrando o desempenho atual com base nos registros históricos armazenados no SPT. Enquanto que um SAD, embora seja também alimentado por um SPT, pode vir a ser alimentado por um SIG. E como característica própria, o SAD pode adicionar informações externas à organização, por exemplo o grau de satisfação de um dado cliente.
- **SIE - Sistemas de Informações Executiva:** Este integra todos os anteriores, somando-se aí o uso de poderosas ferramentas gráficas que possibilitem a geração de resultados oriundas de diversas fontes (internas e externas). Uma característica é gerar informações que respondam a questões relativas a aquisições, fusões ou simplesmente novos negócios.

Para (LAUDON e LAUDON, 2001), SAD são sistemas que apóiam os gerentes ou executivos no processo decisório e estratégico de uma determinada organização. Constituindo-se de modelos construídos com a finalidade de analisar uma grande massa de dados condensados num formulário ou numa tela, como é o caso da proposta deste trabalho.

O quadro 1 apresenta um comparativo entre as características de um SAD cuja fonte vem de Laudon e Laudon (2001) versus a proposta deste trabalho. O E-Bayes é um sistema especialista probabilístico (rede bayesina), que tem a sua base de conhecimento atualizada por processo de *data mining* e que pode ser utilizado como um Sistema de Apoio a Decisão.

Quadro 1: Características de um Sistema de Apoio a Decisão *versus* o Sistema Especialista E-Bayes

Características de um SAD	Sistema E-Bayes
Baixo número de informações	O processo de <i>data mining</i> , de levantamento estatístico e de inferência probabilística, reduzem significativamente a massa de dados.
Interatividade	Ferramenta gráfica com resposta automática e de fácil comunicação.



Simulação	Permite simulação individual (registro à registro) ou coletiva (todos os registros).
Permitir análise	A cada processo de interação, o sistema permite uma análise estatística ou probabilística de uma determinada situação.
Respostas para questões	A resposta pode estar expressa em termos estatísticos ou probabilísticos de acordo com as evidências marcadas. A decisão final é do usuário.
Profissionais e Gerência administrativa	A organização é quem definirá quem serão os usuários deste sistema

Data mining é uma tecnologia utilizada para revelar informações escondidas em grandes bases de dados. Ela é utilizada em diversas áreas como análise de riscos, marketing direcionado, controle de qualidade e inteligência computacional, dentre outras.

Um sistema especialista probabilístico utiliza distribuições de probabilidades para modelar a realidade pesquisada. Estas probabilidades podem obtidas de um especialista do domínio e/ou de uma base de dados (Figura 2). O sistema E-Bayes foi desenvolvido a partir dos dados de alunos evadidos de um curso de graduação.

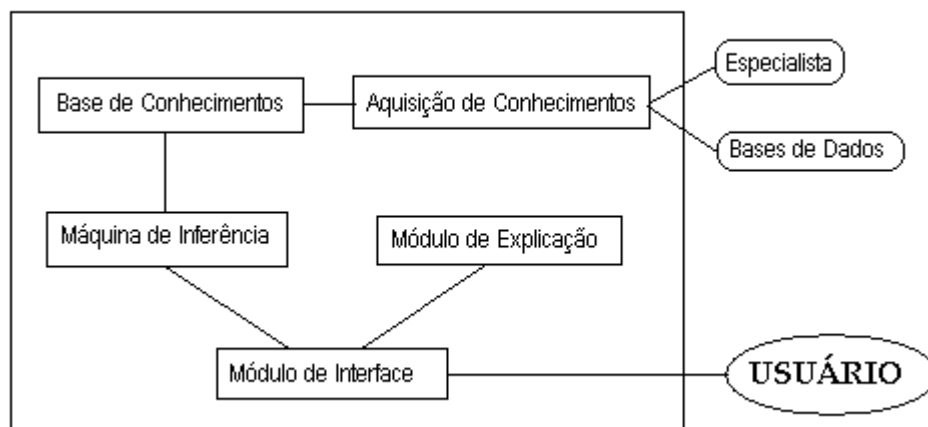


Figura 2 - Arquitetura de um Sistema Especialista Probabilístico

No quadro 2 são apresentadas áreas de atuação de *data mining* e sua aplicação no desenvolvimento do E-Bayes que trata da evasão discente.

Quadro 2 - Áreas de atuação do *Data mining* versus E-Bayes.

Áreas de atuação de <i>Data mining</i>	Áreas de aplicação que os resultados deste trabalho buscam alcançar
Análise de riscos	Estudantes com riscos de evasão no curso
Marketing direcionado	Diminuir a evasão
Controle de qualidade	Trabalhar a qualidade do curso em estudo
Estatística	Agrupar e classificar as situações de riscos de evasão
Probabilidade	Predição e estimação de riscos
Análise de dados científicos	Analisar e validar as estimativas encontradas



A descoberta de conhecimento por meio de *data mining* está relacionada ao suporte à decisão, o que implica na busca por padrões ainda não descobertos nos dados e que possam assim, gerar respostas o mais corretas possíveis para novos casos de consulta. Assim a motivação para trabalhar com *data mining* no desenvolvimento do E-Bayes foi pelas seguintes razões:

- *Visualização de Dados*: Qualificar e organizar os dados a serem trabalhados, encontrando novas formas de visualizá-los (natural e transparente). Esta visualização fica clara em termos de estatísticas e probabilidades demonstradas graficamente.
- *Descoberta de novos conhecimentos*: Explicitar relacionamentos ocultos, padrões e correlações. Com a visualização dos nós e suas dependências, torna-se possível à extração, inferência e descoberta de novos conhecimentos.
- *Acurácia dos dados*: Decorre da necessidade de obter dados cada vez mais consistentes para processamento e análise futuras. Nas redes bayesianas, relacionamentos e nós fracos, são dispensáveis e até desnecessários.

Para LAUDON e LAUDON (2001) ferramentas de *data mining* devem ser fortemente recomendadas para o encontro de padrões escondidos em grandes massas de dados, com seus relacionamentos e regras de inferência a partir deles para prever um comportamento futuro capaz de guiar um processo decisório. Neste contexto a criação de um sistema especialista por meio de uma ferramenta visual e algorítmica, que trabalhe com raciocínio bayesiano, pode ser adequada para esta problemática, pois ela permite simular situações específicas baseadas no conhecimento existente.

As instituições de ensino possuem conhecimento sobre o fenômeno da evasão discente que foram construídos ao longo dos anos. Esse conhecimento quando disponível em suas bases de dados pode ser capturado e formalmente representado utilizando-se de um modelo de raciocínio.

Neste trabalho foi utilizado o raciocínio bayesiano, que pode ser atualizado estatisticamente via processo de *data mining*, e inferido probabilisticamente, utilizando o teorema de Bayes, de acordo com as evidências de cada caso de consulta ao sistema.

4. Redes Bayesianas

De acordo com Judea Pearl (1988), as Redes Bayesianas foram desenvolvidas nos anos 70, para modelar a leitura e compreensão em sistemas distribuídos, onde ambos, expectativa semântica e percentual de evidência, devem estar combinados, formando assim, uma interpretação coerente. A habilidade para coordenar inferências bidirecionais, preencheu a lacuna existente na tecnologia dos sistemas especialistas no início dos anos 80, a partir daí, as Redes Bayesianas emergiram como uma forte ferramenta para a representação de incertezas.

Assim as Redes Bayesianas podem ser definidas como um Grafo Acíclico e Orientado (DAG), onde os nós representam as variáveis de interesse (por exemplo: situação acadêmica, local de origem e tempo de curso) e as ligações entre os nós representam a dependência causal entre as variáveis. A força desta dependência é representada pela probabilidade condicional.

Para (GAAG, 1996; PEARL, 1988; NASSAR, 2004), de uma forma geral, a estrutura de uma rede consiste de duas partes:

- **Parte Qualitativa:** Representa o modelo gráfico (grafo acíclico direcionado) onde as variáveis são: os nós com suas regras; e as relações de dependência condicional entre essas variáveis, que são os arcos direcionados. A parte qualitativa representa assim, a dependência entre os nós.
- **Parte Quantitativa:** É o conjunto de probabilidades condicionais associadas aos arcos existentes no modelo gráfico e as probabilidades estimadas à priori do nó de saída. Segundo (PEARL, 1988), a parte quantitativa, por meio das tabelas de probabilidades condicionais, avalia as dependências representadas na parte qualitativa.

Para entender melhor os aspectos quantitativos do raciocínio probabilístico e do teorema de Bayes é necessária uma breve introdução aos conceitos de probabilidade condicional. Dentro deste conceito para dois eventos quaisquer A e B, sendo $P(A) > 0$, define-se a probabilidade condicional de B dado A, como sendo (fórmula 1):

$$P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

Fórmula 1 - Probabilidade Condicional

Uma vez que a topologia da rede bayesiana tenha sido definida, basta especificar as probabilidades condicionais para os nós que possuem dependências diretas e usá-las para calcular qualquer outro valor de probabilidade. O cálculo das probabilidades condicionais é realizado de acordo com o conhecimento prévio das informações obtidas dos dados e contidas nas tabelas conforme ilustrado na figura 3.

Evasao	Ativo	Tranca...	Cancel...	Transf_I...	Transf_...	Abando...	Formado
Nao_Evadir	100.00	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Evadir	0.000	63.707	6.052	8.868	8.463	10.583	2.327



Figura 3: Exemplo de Cálculo da Probabilidade Condicional

A *rede bayesiana* pode ser considerada uma base de conhecimento abstrata que contém uma grande variedade de composições diferentes, uma vez que, para (RUSSELL e NORVIG, 1995) ela representa a estrutura geral dos processos causais do domínio, em lugar de qualquer detalhe da população de indivíduos.

Há dois tipos de cálculos realizados por uma rede bayesiana: a *atualização* de crenças e a *revisão* de crenças. A atualização é o cálculo de probabilidades das variáveis aleatórias e a revisão refere-se à obtenção das probabilidades das hipóteses diagnósticas (nó



de saída) e a identificação da hipótese diagnóstica com maior valor de probabilidade (NASSAR, 2004).

A análise bayesiana permite o cálculo da probabilidade de uma proposição (problema) com base nas probabilidades originais e suas atualizações. Expresso em termos desta pesquisa é o conceito segundo a qual o valor preditivo de uma consulta feita, na rede bayesiana de evasão discente E-Bayes, depende não apenas da sua sensibilidade e especificidade, mas também da probabilidade prévia, ou seja, da prevalência da evasão no curso em consideração.

5. Metodologia

A metodologia de desenvolvimento do sistema E-Bayes permite estimar as chances que um aluno tem de permanecer até a conclusão de seu curso ou de evadir-se. Neste experimento, a primeira etapa consistiu no processo de *data mining*, feito com base nas informações extraídas no Banco de Dados da instituição de ensino superior. A segunda etapa foi a estimação das probabilidades da rede bayesiana desenvolvida. A terceira etapa consistiu no desenvolvimento do processo de inferência por meio do teorema de Bayes. Por último, o sistema E-Bayes foi validado pela confrontação de seus resultados com os obtidos pelo *software* Netica. Este software é um programa comercial utilizado para o desenvolvimento de redes bayesianas.

O sistema E-Bayes proporciona uma gama excepcional de opções para visualização de estatísticas e nas previsões probabilísticas, que são as bases do raciocínio com incerteza por aleatoriedade.

Desta forma, a evasão escolar em curso pode ser modelada a partir das informações específicas dos alunos matriculados, armazenadas em bases de dados, de onde são levantadas as causas que realmente estão ocasionando o problema da evasão escolar naquele curso e na instituição de ensino, e especificamente para cada um dos discentes.

6. O sistema E-Bayes

A seguir mostra-se uma aplicação do sistema E-Bayes para um curso de graduação considerando as seguintes informações dos alunos matriculados: sexo, faixa etária, trabalho, origem, bolsa/apoio financeiro, e o ingresso ao curso, por meio da rede bayesiana mostrada na figura 4.

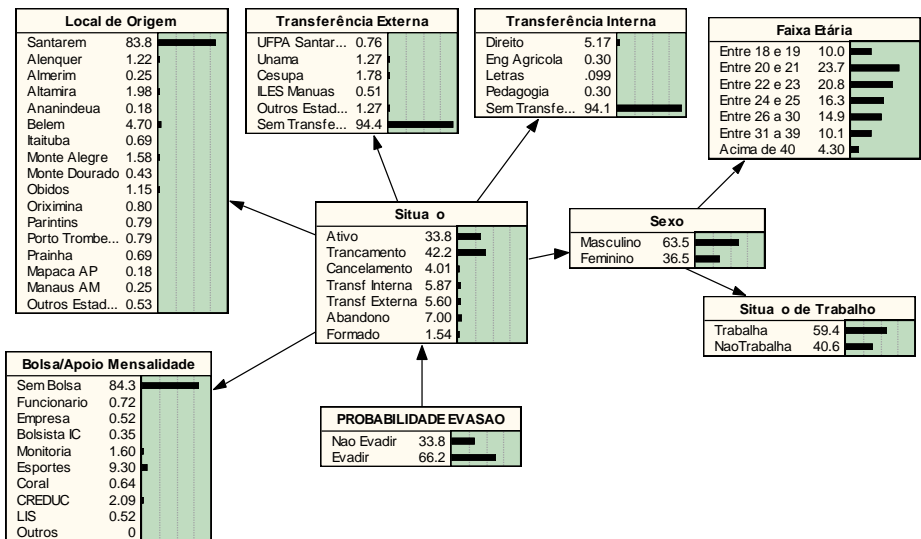


Figura 4 – Rede bayesiana utilizada como base para a construção do E-Bayes para um determinado curso de graduação.

A figura 5 mostra a tela de abertura do sistema E-Bayes.

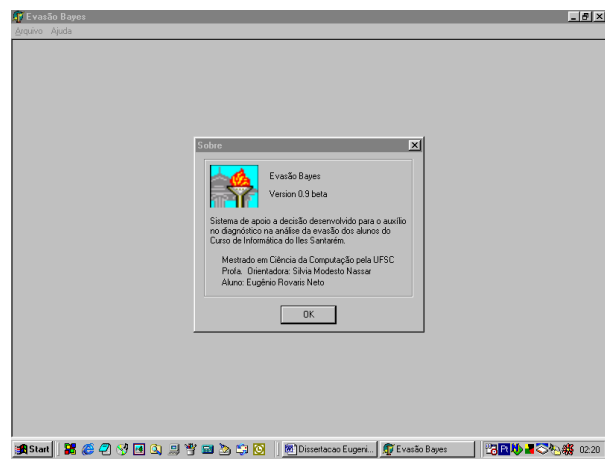


Figura 5 – Tela de abertura do sistema E-Bayes.

A seguir, um exemplo de consulta no E-Bayes. Sistema este, que permite a manutenção de registros dos alunos e a consulta individual dos seus registros (figura 6), além de uma visão particular da sua rede bayesiana (figura 7). Outro fator importante, é a possibilidade que este aplicativo tem para fazer simulações (figura 8) que permitam avaliar situações que possam vir a melhorar ou piorar as condições de permanência deste aluno no curso.



Figura 6.a – Exemplo de consulta particularmente para o caso em que o aluno “possui bolsa de esportes”.



Figura 6.b – Exemplo de consulta particularmente para o caso em que o aluno “não possui bolsa de esportes”.

Neste caso, se o aluno perdesse a bolsa de esportes, isto aumentaria as suas chances de evasão de 57,17 % para 66,81 %.

Outro exemplo de consulta no Evasão Bayes (figura 7). Pode-se observar que no caso deste aluno, que possuía uma bolsa de Monitoria (figura 8.a) e foi premiado com uma bolsa de Iniciação Científica (figura 8.b) a sua probabilidade de evadir reduz de 18,67 % para zero.

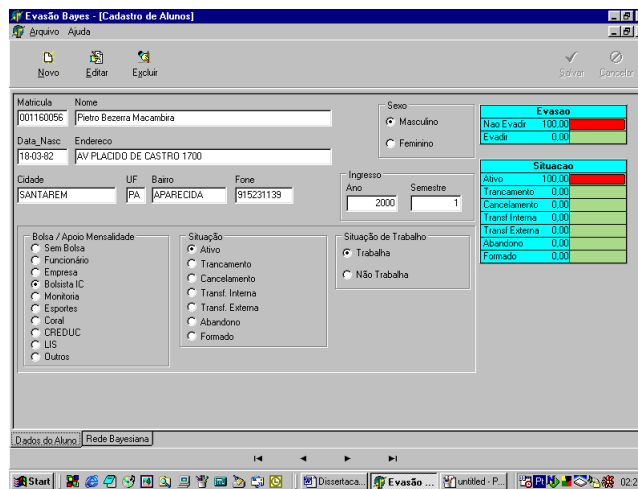


Figura 7 – Exemplo de consulta no registro de um aluno pelo E-Bayes.

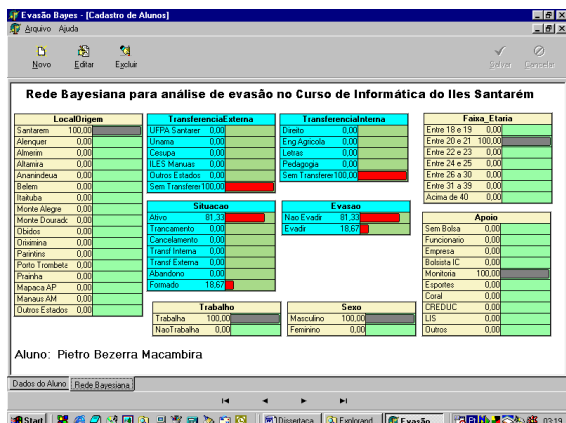


Figura 8.a – Exemplo de consulta considerando que o aluno possui uma bolsa de Monitoria.

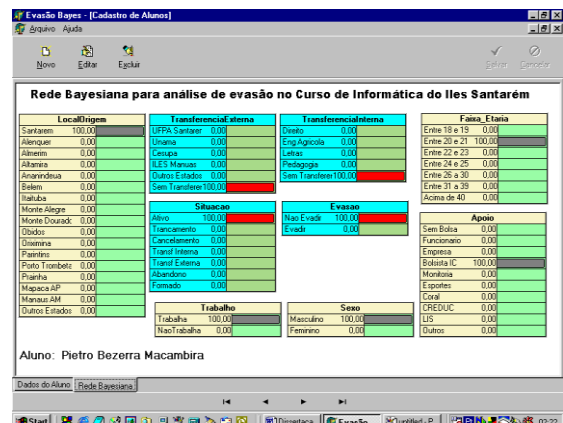


Figura 8.b – Exemplo de consulta considerando que o aluno passou a ter uma bolsa de Iniciação Científica.

Para explicar o cálculo da probabilidade de evasão pelo sistema E-Bayes, será tomado como exemplo o caso do aluno João da Silva, simulando uma situação considerando o *Bolsa/Apoio Mensalidade*, nas seguintes situações: sem bolsa auxílio (Figura 9).

Evidências para o aluno João da Silva:

- e1: Oriundo de Santarém;
- e2: Sem bolsa auxílio;
- e3: Sexo Masculino.



Figura 9 : Consulta E-Bayes para o aluno João da Silva.

a. **Cálculo da probabilidade** à posteriori para diagnóstico da probabilidade de um aluno evadir ou não.

$$P(H_i/e1 \wedge e2 \wedge e3) = [P(e1 \wedge e2 \wedge e3)]^{-1} * P(H_i) * P(e1/H_i) * P(e2/H_i) * P(e3/H_i)$$

Sendo:

$P(e_i/H_i)$: Probabilidades Condicionais;

H_i : Hipótese diagnóstica à priori.

Pode ser reescrita:

$$P(H_i / e1 \wedge e2 \wedge e3) = \alpha * P(H_i) * \Delta$$

Sendo:

$$\lambda_i = P(e_i/H_i)$$

$$\alpha = [P(e1 \wedge e2 \wedge e3)]^{-1}$$

$$\Delta = \lambda_1 * \lambda_2 * \lambda_3$$

b. **Probabilidades Condicionais**

Tabela 1: Tabela das Estatísticas para o Cálculo das Probabilidades Condicionais

	Ativo	Trancamento	Cancelamento	Transf. Externa	Transf. Interna	Abandono	Formado
λ_1	0,8610	0,79592	1,0000	0,98276	0,77273	0,77778	1,0000
λ_2	0,7268	0,88000	1,0000	0,91000	0,94000	1,00000	0,6250
λ_3	0,5989	0,64290	0,5882	0,67800	0,90910	0,59260	0,3750

Calculando Δ :

$$\Delta = \lambda_1 * \lambda_2 * \lambda_3$$

Tabela 2: Tabela dos Δ para o Cálculo das Probabilidades Condicionais

	Ativo	Trancamento	Cancelamento	Transf. Externa	Transf. Interna	Abandono	Formado
Δ	0,37477	0,45029	0,58820	0,60634	0,66033	0,46091	0,23437

Calculando $\Delta * P(H_i)$:

Tabela 3: Tabela das $P(H_i)$ do nó Situação para o Cálculo das Probabilidades Condicionais

	Ativo	Trancamento	Cancelamento	Transf. Externa	Transf. Interna	Abandono	Formado
$P(H_i)$	0,0000	0,637073	0,0605158	0,088678	0,0846322	0,105827	0,023274
$\Delta * P(H_i)$	0,0000	0,2868697	0,0355953	0,0537693	0,0558859	0,0487769	0,0054548

Calculando α :

$$1 = \alpha * \Delta * P(H_i)$$

obtém-se $\alpha = 2,056123041653$



Calculando $P(H_i|e1 \wedge e2 \wedge e3)$:

$$P(H_i|e1 \wedge e2 \wedge e3) = 2,056123041653 * (0,0 \ 0,2868697 \ 0,035595393 \ 0,0537693080 \ 0,055885985 \ 0,0487769 \ 0,0054548)$$

Tabela 4: Tabela responsável pela atualização bayesiana, dada as evidências apresentadas e suas respectivas probabilidades condicionais calculadas.

	Ativo	<i>Tranca mento</i>	<i>Cancela mento</i>	<i>Transf. Externa</i>	<i>Transf. Interna</i>	<i>Abandono</i>	<i>Formado</i>
$P(H_i e1 \wedge e2 \wedge e3)$	0	0.58984	0.073188	0.11056	0.11491	0.10029	0.011216
%	0	58,984	7,3188	11,056	11,491	10,029	1,1216

Conclusão do Exemplo : O aluno João da Silva, dada as evidências apresentadas, possui a perspectiva razoável (58,98 %) de evadir por trancamento.

Estas simulações são relativas a entrada de dados especificadas inicialmente na rede bayesiana (figura 4). No entanto estas podem ser amplamente desdobradas para atender as peculiaridades de cada curso e instituição, desenvolvendo módulos bayesianos específicos.

7. Considerações Finais

Nesta pesquisa mostra-se que a base de dados cadastrais de discentes pode ser utilizada no desenvolvimento de um cenário de acompanhamento e gestão do fenômeno de evasão. A modelagem foi feita por meio de uma técnica de inteligência artificial chamada de redes bayesianas. Nela as informações sobre a evasão em um curso podem ser representadas num cenário global e para cada aluno individualmente, podendo ser utilizada para avaliar o risco de evasão.

Dessa forma, o desenvolvimento de redes bayesianas oferece ao administrador universitário uma ferramenta de gestão pró-ativa desse fenômeno em nível de cada curso, favorecendo tomadas de decisão no percurso do discente reduzindo assim o risco de evasão.

8. Referências

- CATAPAN, A. H. **O novo modo de ser, do saber e do aprender – construindo uma taxionomia para mediação pedagógica em tecnologia de comunicação digital**. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFSC, 2001.
- DAL MAS DIAS, E. **A dúvida da continuidade dos estudos universitários: uma questão adolescente**. Taubaté: Cabral, 1997.
- GAAG, L. C. **Bayesian Belief Networks: Odds and Ends**. The Computer Journal, vol 39, n° 2, 1996, p 97-113.
- KASABOV, N.K. **Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge Engineering**. Massachusetts: MIT Press, 1998.



IV Colóquio Internacional sobre Gestão Universitária na América do Sul

Florianópolis, 8, 9 e 10 de dezembro de 2004



LAUDON, C.L. ; LAUDON, J.P. **Essentials of Management Information Systems: Managing the Digital Firm**. London: Prentice Hall, 2001.

PAREDES, A. S. **A evasão no terceiro grau em Curitiba**. São Paulo:NUPES, 1994.

PEARL, J. **Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: networks of plausible inference**. California, San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1988.

ROVARIS NETO, E. **Redes Bayesianas Aplicadas na Análise da Evasão do Curso de Informática do ILES de Santarém – PA**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, UFSC, 2002.

RUSSELL, S. ; NORVIG, P. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. New Jersey: Prentice Hall, 1995.

NASSAR, S. M. **Sistemas Especialistas Probabilísticos**. Disponível em: <http://inf.ufsc.br/~silvia/SEP> acesso em outubro de 2004.



IV Colóquio Internacional sobre Gestão Universitária na América do Sul

Florianópolis, 8, 9 e 10 de dezembro de 2004



Características de um SAD	Sistema Proposto neste trabalho	E-Bayes
Baixo número de informações	O processo de <i>data mining</i> , de levantamento estatístico e de inferência probabilística, reduzem significativamente a massa de dados.	Lê qualquer arquivo com extensão (.dne) e aplica as inferências via Netica.dll
Interatividade	Ferramenta gráfica com resposta automática e de fácil comunicação.	Acessa individualmente ou coletivamente todos os alunos e os nodos não podem ser apagados ou desconfigurados.
Simulação	Permite simulação individual (registro à registro) ou coletiva (todos os registros).	Permite
Permitir análise	A cada processo de interação, o sistema permite uma análise estatística ou probabilística de uma determinada situação.	Permite coletivamente ou individualmente
Respostas para questões	A resposta pode estar expressa em termos estatísticos ou probabilísticos de acordo com as evidências marcadas. A decisão final é do usuário.	Permite coletivamente ou individualmente
Profissionais e Gerência administrativa	A organização é quem definirá quem serão os usuários deste sistema	Pode ser implementada senha por acesso e por camada dos nós que poderão ou não ser exibidos.