

UM MODELO PARA SELEÇÃO DE AVALIAÇÕES ADAPTATIVAS EM AMBIENTES COMPUTACIONAIS DE APRENDIZAGEM

**Arthur S. Alves, Bruno W. R. Oliveira, Danilo M. Ikebara,
Patrícia A. Bottaro, Renato Lopes e Edson Pinheiro Pimentel**

Universidade Municipal de São Caetano do Sul
Av. Goiás, 3.400. CEP 09550-051 - São Caetano do Sul - SP, Brasil

arthur.sapata@uol.com

bruno.willer@gmail.com

midanilo@gmail.com

abpatricia2002@yahoo.com.br

renatolps@superig.com.br

edson.pimentel@imes.edu.br

RESUMO

No sistema tradicional de ensino e, também, na grande maioria dos ambientes computacionais de aprendizagem, todos os estudantes são avaliados de maneira uniforme, independentemente do seu nível de aquisição de conhecimentos e dos conteúdos abordados. O insucesso recorrente nessas avaliações pode ser desestimulante para o aprendiz e torna o processo de avaliação formativa ineficaz, uma vez que os resultados não são utilizados para realimentar o próprio processo de avaliação. Este artigo tem por objetivo apresentar um modelo para a seleção de avaliações adaptativas num ambiente computacional de aprendizagem, utilizando técnicas de mineração de dados com base no nível de aquisição de conhecimentos do estudante em cada item do domínio em questão e, também, nos conteúdos abordados nas unidades de avaliação. A seleção de unidades de avaliação adequadas ao perfil atual do estudante criará condições para avaliações personalizadas, de modo a proteger ou desafiar o aprendiz nos seus sucessos ou insucessos.

Palavras-chave: avaliações adaptativas, mineração de dados, avaliação formativa.

ABSTRACT

In the traditional system of education and also in the great majority of Computational learning environments all the students are assessed in an independent uniform way of their knowledge acquisition level and boarded contents. The recurrent failure in these assessments can be discouraged for the apprentice and become the process of inefficacious formative assessment once that the results are not used to feedback the proper process of assessment. This article aims to present a model for the selection of adaptive assessments in a computational learning environment using data mining techniques based on student's knowledge acquisition level in each item of the domain in question and also in the boarded contents in the units of the assessment. The selection of adequate units of assessment to the student's current profile will create conditions for personalized assessments in order to protect or to defy the apprentice in his successes or failures.

Keywords: Adaptive Assessment, data mining, Formative Assessment.

I. INTRODUÇÃO

O ensino com o uso da Tecnologia da Informação é uma modalidade que cresce a cada dia e com muita rapidez, seja no ensino a distância (EAD), no sistema híbrido que mescla o ensino presencial e o EAD, seja, apenas, nas atividades complementares ao processo de aprendizagem presencial. Em qualquer uma dessas categorias, muitos ainda são os desafios e as lacunas, no que diz respeito ao desenvolvimento de sistemas computacionais que dêem suporte à Educação.

O processo de ensino-aprendizagem envolve três atores principais: estudante, professor e conteúdo. Integrando esses atores estão os métodos utilizados e as diferentes tecnologias que propiciam que o processo se complete. O mecanismo de aferição do processo, nas mais diferentes etapas, é a avaliação, podendo esta ser diagnóstica somativa ou formativa (PERRENOUD, 1999).

No sistema tradicional de ensino e, também, na grande maioria dos ambientes computacionais de aprendizagem, todos os estudantes são avaliados de maneira uniforme, independentemente do seu nível de aquisição de conhecimentos e dos conteúdos abordados. O insucesso recorrente nessas avaliações pode ser desestimulante para o aprendiz e torna o processo de avaliação formativa ineficaz, uma vez que os resultados não são utilizados para realimentar o próprio processo de avaliação.

O ramo da Inteligência Artificial na área da Computação dispõe de diversas técnicas que permitem o desenvolvimento de ambientes computacionais de aprendizagem dinâmicos e adaptativos. Sistemas adaptativos devem ser capazes de se adequar ao aprendiz, no que diz respeito ao seu histórico e ao seu desempenho (PIMENTEL, FRANÇA & OMAR, 2003). Num contexto de avaliação formativa, seria possível, por exemplo, exibir avaliações adaptadas ao perfil cognitivo do estudante, de tal modo que este aprendiz fosse avaliado formativamente, de acordo com os seus conhecimentos e suas lacunas de aprendizagem.

Este artigo tem por objetivo apresentar um modelo para a seleção de avaliações adaptativas num ambiente computacional de aprendizagem, utilizando técnicas de mineração de dados com base no nível de aquisição de conhecimentos do estudante em cada item do

domínio em questão e, também, nos conteúdos abordados nas unidades de avaliação. A seleção de unidades de avaliação adequadas ao perfil atual do estudante criará condições para avaliações personalizadas, de modo a proteger ou desafiar o aprendiz nos seus sucessos ou insucessos.

A seguir, a disposição das seções do artigo: a seção 2 apresenta uma revisão sobre conceitos de avaliação da aprendizagem, os problemas envolvidos na avaliação e a evolução do conhecimento medido através delas; a seção 3 descreve o ambiente NetEdu e suas ferramentas; a seção 4 apresenta um modelo para realizar a adaptação das avaliações; e a seção 5 apresenta as considerações finais e trabalhos futuros.

2. AVALIAÇÕES

A avaliação deve ter bem claramente definido o seu objetivo. Com o objetivo estabelecido, certamente o nível de aprendizado desejado será alcançado. Segundo Chinen (2006), é a avaliação que determina a “evolução” do aluno, por isso a necessidade da determinação do real objetivo da avaliação.

2.1. Classificações de avaliação

A avaliação pode ser classificada, brevemente, em:

- diagnóstica: ocorre durante o processo de aprendizado e consegue identificar os pontos fortes e fracos do aluno em referência ao conteúdo passado;
- formativa: segundo Perrenoud (1999), ajuda o aluno a aprender a se desenvolver. Cada objetivo finalizado indica ao professor e ao aluno o que foi realmente aprendido, evitando acúmulos de problemas, segundo Pimentel (2006);
- somativa: através de provas subjetivas, objetivas e classificatórias, são atribuídos notas e um *feedback* aos alunos quanto ao que foi aprendido ou não.

2.2. Propósitos da avaliação

A avaliação, em sua totalidade, é um meio de mensurar ganhos. Mas o que fazer com essa informação? Ela tem alguma funcionalidade?

Segundo Simonson (2006), a resposta é sim. De fato, a adição de muitos usos pode direta ou indireta-

mente influenciar o ambiente de aprendizado, ou ajudar a formular políticas, e existem muitas maneiras na qual a avaliação pode também melhorar o aprendizado. No ambiente de educação a distância, resultados de avaliações podem, algumas vezes, ser usados para comparar o desempenho acadêmico dos estudantes remotos com a *performance* daqueles que estão no local de origem da aula. Mas, para o estudante, a idéia de avaliação é obter uma nota pelo seu desempenho, ao final do curso, ou, mesmo, ao final do conteúdo exibido pelo professor. No entanto, as notas provêem uma informação limitada, mesmo que elas sejam úteis para determinar o quanto pode ser melhorada a instrução de futuros estudantes, ou, mesmo, do aluno avaliado.

O melhor propósito mais influenciável para avaliação do ganho de aprendizado por parte dos aprendizes é prover o *feedback*. Com isso, os aprendizes ganham senso de controle e responsabilidade sobre o seu aprendizado.

2.3. Problemas da avaliação

As avaliações que são conhecidas, hoje, desde tempos remotos, são aplicadas aos aprendizes da forma para todos. Não há particularidades. Os aprendizes são tratados do mesmo modo, ignorando as suas reais necessidades e seus conhecimentos.

Esse problema da avaliação seria resolvido se o professor desse um acompanhamento individualizado aos aprendizes, tanto em questões instrucionais quanto nas avaliações. Mas como realizar isso quando a turma de aprendizes é consideravelmente grande?

Um outro ponto muito importante na aprendizagem dos aprendizes é saber o que eles já sabiam antes da instrução/aula dada pelo professor, e o que eles “acham” que sabem – dois pontos extremamente importantes para o bom andamento do processo de aprendizagem, e que, nas avaliações de hoje, pouco ou nada têm sido utilizados.

2.4. Avaliações adaptativas

A solução proposta por este artigo para a resolução dos problemas na avaliação dos dias atuais são as avaliações adaptativas. Segundo Brusilovski (1996, 1998, 2001), a adaptatividade tem por objetivo adaptar o conteúdo de um nó de informação do domínio da aplicação ao nível decorrente do conhecimento e de outras características do usuário.

As avaliações adaptativas que serão implementadas por meio das técnicas de adaptatividade terão como objetivo dirigir determinadas questões da avaliação para um determinado aprendiz, baseando-se em seu perfil.

Para resolver o problema da quantidade de alunos em que se aplicaria a avaliação, França, Pimentel & Omar (2003) propuseram que sejam formados grupos homogêneos compostos por alunos que possuam, mais ou menos, as mesmas lacunas de aprendizagem. No entanto, as questões adaptadas serão direcionadas ao grupo de aprendizes, e não mais ao aprendiz.

Para Cura *et al.* (2005), a base para a elaboração da avaliação adaptativa é o histórico de desempenho do aluno, que ficará armazenado e atualizado a cada avaliação aplicada. A partir desse histórico, será possível, após as avaliações, gerar gráficos e estatísticas de desempenho dos conteúdos da avaliação e ter uma idéia melhor do acompanhamento da disciplina por parte dos aprendizes.

3. O AMBIENTE NETEDU

Segundo Chinen (2006), o objetivo do ambiente é utilizar sua arquitetura para criar condições de avaliar com mais freqüência a evolução do conhecimento do aprendiz. Além disso, o ambiente possui uma avaliação metacognitiva, por meio da qual o aprendiz irá refletir sobre os seus próprios conhecimentos.

3.1. A avaliação no NetEdu

O ambiente, após a realização da primeira avaliação do aprendiz, gera as métricas metacognitivas KMA e KMB, e a métrica cognitiva NAC. Essas métricas ficarão “guardadas” no histórico do aprendiz, podendo, futuramente, criar gráficos de desempenho por conteúdo da disciplina (por aluno ou por avaliação).

Dando um destaque especial ao NAC – nível de aquisição de conhecimento –, Pimentel (2006) definiu-o como uma medida que indica o grau de conhecimentos do aprendiz em um determinado conteúdo, de um domínio de conhecimento naquele instante.

Por meio do conhecimento dessas métricas, o professor é capaz de criar e direcionar as avaliações aos alunos, de acordo com o nível de conhecimento e as lacunas de aprendizado dos estudantes, classificando-os em níveis. Porém, esse direcionamento é realizado

de forma manual: o professor cria a avaliação para um determinado aluno (ou alunos), de acordo com o nível atual.

3.2. Classificação de aprendizes no NetEdu

Os aprendizes e as UAs (unidades de avaliação) no NetEdu possuem cinco níveis: iniciante, básico, intermediário, avançado e experiente.

Segundo Chinen (2006):

Para conseguir a promoção de nível, é necessário obter sucesso em dois critérios predefinidos pelo professor. O primeiro critério é a obtenção de uma “medida mínima” nos conteúdos da disciplina, configurada pelo professor. O segundo é a quantidade mínima de UAs respondidas relacionadas ao conteúdo da disciplina. Ao obter sucesso nos dois critérios, o ambiente vai automaticamente promover o aluno de nível, adaptando-o a um novo conjunto de avaliações, de acordo com o seu NAC, KMA e KMB.

O primeiro critério faz referência ao que Pimentel (2006) descreveu como índice de conhecimento do NAC, e o segundo critério refere-se ao índice de avaliação do NAC. Portanto, sendo o NAC sua principal métrica de avaliação, ela será usada como entrada de dados para o agrupamento de dados e a identificação da unidade de avaliação adequada.

4. UM MODELO PARA AVALIAÇÕES ADAPTATIVAS

De acordo com Brusilovsky *et al.* (1996), por hipermídia adaptativa entendem-se todos os sistemas de texto ou hipermídia que refletem algumas funcionalidades do usuário e aplicam esse modelo para adaptar a vários aspectos visíveis do sistema para o próprio. Portanto, a adaptatividade é usada para moldar a visão de um usuário em relação a um determinado conteúdo a seus requisitos pessoais. Tecnologias de hipermídia são, muitas vezes, utilizadas para guiar um usuário através de um material digital, ajudando na compreensão.

Sistemas de adaptatividade de hipermídia constroem um modelo de objetivos, preferências e conhecimentos de usuário individual, utilizando esse modelo

através da interação para adaptá-lo as necessidades do usuário.

Avaliações adaptativas são capazes de fornecer rotas eficientes e personalizadas, no sentido de estabelecer o grau de conhecimentos de uma pessoa num domínio de conhecimento (SITTHISAK, GILBERT & DAVIS, 2007).

Nesse trabalho, o que se pretende é criar um ambiente de avaliação capaz de indicar ao estudante unidades de avaliação que estejam de acordo com o seu nível de aquisição de conhecimentos.

Não é produtivo permitir que o estudante seja avaliado de maneira recorrente nos conceitos em que ele demonstra lacunas. Como existe uma hierarquia de conceitos especificando a dependência de pré-requisitos, torna-se possível mapear para o estudante avaliações mais adequadas ao seu perfil, de forma que este possa ser avaliado de forma crescente, até que ele possa chegar em avaliações que englobem todos os conceitos do domínio em questão.

A Figura 1 apresenta um esquema geral para o funcionamento da proposta de avaliações adaptativas neste trabalho.

A seguir, encontra-se a especificação para a adaptação de avaliações de acordo com a proposta.

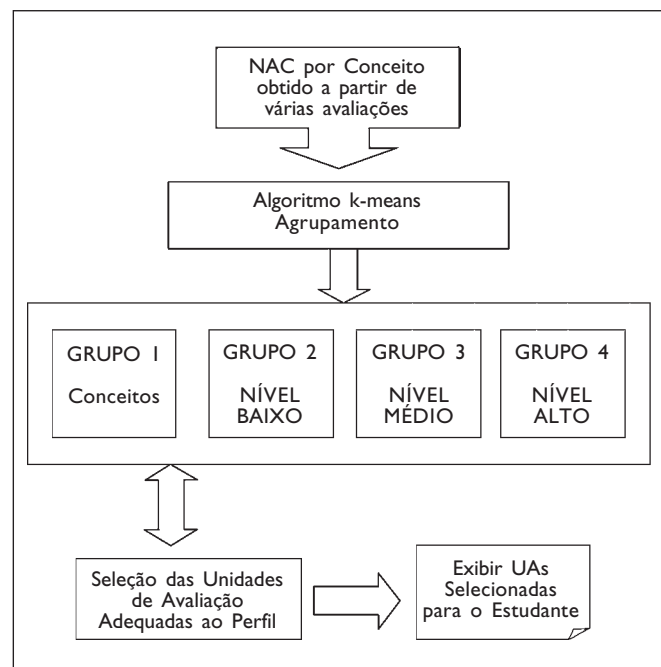


Figura 1: Modelo para adaptação das unidades de avaliação

4.1. Agrupamento por nível de aquisição de conhecimentos

Um dos problemas em avaliações adaptativas é encontrar a melhor técnica para adaptar as questões em um grupo de aprendizes com níveis de conhecimentos diferentes. Essas técnicas se baseiam em algoritmos que geram alguma saída, a qual, em muitos casos, é de difícil compreensão.

Propõe-se, neste artigo, num primeiro momento, a utilização de um algoritmo para agrupar os alunos e o respectivo NAC, em cada conceito, em quatro grupos: conceitos não-avaliados; nível baixo; nível médio e nível alto. Para esta etapa, o algoritmo escolhido foi o *K-means* descrito por Zuchini (2003).

O algoritmo *K-means* é considerado como um algoritmo de mineração de dados não-supervisionado, servindo para classificar ou agrupar seus objetos baseados em atributos/características no número de *K* agrupamentos. O *K-means* recebe como entrada um número *K* de agrupamentos e atribui aleatoriamente um objeto como sendo o centróide inicial de cada agrupamento. Sucessivamente, cada objeto é associado ao agrupamento mais próximo, e o centróide de cada agrupamento é, então, recalculado, levando-se em conta o novo conjunto de objetos a ele pertencente. O agrupamento é feito minimizando-se a soma dos quadrados das distâncias entre dados e o centróide correspondente do conjunto. A seguir, evidencia-se o funcionamento passo a passo do algoritmo.

- a) Escolher *K* distintos valores para centros dos grupos (a escolha pode ser aleatória).
- b) Associar cada ponto ao centro mais próximo.
- c) Recalcular o centro de cada grupo.
- d) Repetir os passos “b” e “c”, até não haver alterações.

Um dos problemas apontados por Monteiro, Portugal & Cechin (2001) e por Hoon, Imoto & Miyano (2002), em relação ao algoritmo do *K-means*, é que os *clusters* finais não representam uma otimização global, mas apenas local, e *clusters* diferentes podem surgir a partir da diferença na escolha inicial aleatória dos centróides.

A Tabela 1 apresenta um exemplo de entrada para o *K-means*. A primeira coluna identifica o estudante; a

segunda coluna, o conceito; e a terceira coluna, o NAC do estudante no respectivo conceito.

Tabela 1: Exemplo de entrada de dados para o *K-means*

ALUNO	CONCEITO	NAC
101	A	5
101	B	3
101	C	6
201	A	3
201	B	8
201	C	7

A Tabela 2 apresenta um exemplo de saída do *K-means* com base na entrada especificada na Tabela 1. O algoritmo categorizou as linhas da Tabela 1 nas classes 1, 2 e 3.

Tabela 2: Exemplo de saída de dados do *K-means*

CLASSE	ALUNO	CONTEÚDO	NAC
1	101	C	2
1	101	B	4
2	201	A	5
2	101	A	6
3	201	B	7
3	201	C	8

Para especificar qual das três classes é a baixa, a média ou a alta, calcula-se a média dos valores (NAC) na classe. Por exemplo, a classe 1 tem média 3, obtida pelo somatório do NAC, dividido pela quantidade de linhas da classe: $(2+4)/2$. A classe 2 tem média 5,5, e a classe 3 tem média 6,5. Basta, então, estabelecer um critério (regra de intervalo) para definir a categoria das classes.

O ambiente tomará por base as classes geradas para exibir as unidades de avaliação adequadas ao perfil do estudante, conforme descrito a seguir.

4.2. Seleção das unidades de avaliação adequadas ao perfil

Com base na hierarquia de conceitos e espaços de conhecimento apresentados na seção 2 e nos grupos

obtidos com o *K-means*, as unidades de avaliação adequadas ao perfil do estudante serão selecionadas, obedecendo aos seguintes passos:

- a) o estudante deverá indicar em qual dos grupos pretende ser avaliado. Por exemplo, se desejar melhorar o seu NAC, poderá escolher conceitos que estejam no grupo “baixo” ou “médio”. Se desejar reforçar conceitos em que já possui nível bom desempenho, selecionará o grupo “alto”;
- b) se o objetivo do estudante for melhorar o seu NAC, o sistema selecionará, dentro do grupo escolhido, conceitos-folhas ou conceitos que tenham o menor número de conceitos dependentes. Por exemplo, no grafo da Figura 3, o conceito “1” é um conceito-folha e o conceito “17” possui três conceitos dependentes etc.;
- c) selecionado o conceito, o ambiente deverá localizar UAs cadastradas que abordem o conceito, ou de forma isolada ou em que o conceito possua um “peso forte”. Os conceitos possuem “peso forte” em avaliações em que eles tenham alto grau de participação no resultado final (nota final) da avaliação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BRUSILOVSKI, P. “*Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia*”. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 1996.

_____. “*Adaptive Educational Systems on the World-Wide-Web – A Review of Available Technologies*”. In: Fifth International Conference on Intelligent Tutoring System. ITS-98: San Antonio-Texas, 1998.

_____. “*Adaptive Hypermedia*”. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 2001.

CHINEN, André Augusto Berti; SCHIRMER, Felipe; CARRER, Ricardo Nendre & SANTOS, Rodrigo Henrique Costa dos. *Um ambiente para o mapeamento do conhecimento cognitivo e metacognitivo*. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Municipal de São Caetano do Sul. São Caetano do Sul: Imes, 2006.

CURA, Claudio; NUNES, Danilo; PIMENTEL, Edson P.; BONANO, Enio; MANDAJI, Ricardo &

5. CONCLUSÃO

Um modelo para gerar avaliações adaptadas ao nível de aquisição de conhecimentos do aprendiz é apresentado neste trabalho. Para que o modelo possa funcionar adequadamente, é necessário organizar o conhecimento na forma de pré-requisitos. Adotou-se a teoria dos espaços de conhecimento para tal. Para reduzir o espaço de busca no ato da adaptação, pretende-se utilizar o algoritmo de agrupamento conhecido como *K-means*.

O ambiente de avaliação NetEdu ao qual o modelo adaptativo será incorporado foi apresentado, mostrando que todo o seu arcabouço está preparado para receber o novo mecanismo, que se encontra em fase de implementação. Como aprofundamentos necessários, pretende-se utilizar as métricas metacognitivas já existentes no NetEdu, no processo de gerar avaliações adaptativas.

Como trabalho futuro, pretende-se realizar estudos de casos reais para validar os ganhos obtidos com o uso de avaliações adaptativas.

OMAR, Nizam. “Uma ferramenta adaptativa de avaliação da aprendizagem baseada no perfil cognitivo e metacognitivo do estudante”. São Paulo: Universidade Municipal de São Caetano do Sul, Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2005.

FRANÇA, Vilma F. de; PIMENTEL, Edson Pinheiro & OMAR, Nizam. “A identificação de grupos de aprendizes no ensino presencial utilizando técnicas de clusterização”. Artigo apresentado no XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. Rio de Janeiro 2003.

HOON, M. de; IMOTO, S. & MIYANO, S. “*A Comparison of Clustering Techniques for Gene Expression Data*” (abstract). Pôster apresentado na 10th International Conference on Intelligent Systems for Molecular Biology, Edmonton, Canadá, em agosto de 2002.

MONTEIRO E. SILVA, A.B.; PORTUGAL, M.S. & CECHIN, A.L. “Redes neurais artificiais e análise de

sensibilidade: uma aplicação à demanda de importações brasileiras”. *Revecap* vol. 5, n. 4, 2001.

PERRENOUD, Philippe. *Avaliação da excelência à regulação das aprendizagens – entre duas lógicas*. Porto Alegre: Artmed, 1999.

PIMENTEL, Edson Pinheiro. *Um modelo para avaliação e acompanhamento contínuo do nível de aquisição de conhecimento do aprendiz*. Trabalho de Tese, Instituto Tecnológico de Aeronáutica. São José dos Campos: ITA, 2006

PIMENTEL, Edson Pinheiro; FRANÇA, Vilma Fernandes de & OMAR, Nizam. “A caminho de um ambiente de avaliação e acompanhamento contínuo da aprendizagem em programação de computadores”. In: III *Workshop* de Informática na Educação Computação do Estado de Minas Gerais, 2003, Poços de Caldas-MG, v. 1.

SIMONSON, Michael; SMALDINO, Sharon; ALBRIGH, Michael & ZVACEK, Susan. “*Teaching and Learning at a Distance*”. Foundations of Distance Education, 3. ed. Columbus-Ohio, USA: Merrill Prentice-Hall, 2006.

SITTHISAK, O., GILBERT, L. & DAVIS, H.C. “*Towards a competency model for adaptive assessment to support lifelong learning*”. In: *Proceedings of TENCompetence Workshop on Service Oriented Approaches and Lifelong Competence Development Infrastructures (in press)*. Manchester-UK, 2007.

ZUCHINI, Márcio Henrique. *Aplicações de mapas auto-organizáveis em mineração de dados e recuperação de informação*. Trabalho de Mestrado, apresentado à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas. Campinas: FEEC – Unicamp, 2003.