

# 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, Edson Pinheiro Pimentel.**

**Universidade IMES  
Av. Goiás, 3400, São Caetano do Sul, SP, Brasil, 09550-051**

[arthur.sapata@uol.com](mailto:arthur.sapata@uol.com), [bruno.willer@gmail.com](mailto:bruno.willer@gmail.com), [midanilo@gmail.com](mailto:midanilo@gmail.com), [abpatricia2002@yahoo.com.br](mailto:abpatricia2002@yahoo.com.br),  
[renatolps@superig.com.br](mailto:renatolps@superig.com.br), [edson.pimentel@imes.edu.br](mailto: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 independente 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 chaves:** Avaliações Adaptativas, Mineração de Dados, Avaliação Formativa.

## Abstract

In the traditional system of education and also in the great majority of Computational Environments of Learning all the students are evaluated in an independent uniform way it its level of acquisition of knowledge and them boarded contents. The recurrent failure in these evaluations can be discouraged for the apprentice and becomes the process of inefficacious formative evaluation once that the results are not used to feedback the proper process of evaluation. This article has for objective to present a model for the selection of adaptive evaluations in a computational environment of learning using data mining techniques based on the level of acquisition of knowledge of the student in each item of the domain in question and also in the boarded contents in the units of the Evaluation. The selection of adequate units of evaluation to the current profile of the student will create conditions for personalized evaluations in order to protect or to defy the apprentice in its successes or failures.

**Keywords:** Adaptive Evaluations, data mining, Formative Evaluation

## 1. INTRODUÇÃO

O ensino com o uso da Tecnologia da Informação é uma modalidade que cresce a cada dia e com muita rapidez, seja ela no Ensino à Distância (EAD), no sistema híbrido que mescla o ensino presencial e o EAD, ou apenas nas atividades complementares ao processo de aprendizagem presencial. Em qualquer uma dessas categorias muitos ainda são os desafios e 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 ser diagnóstica somativa ou formativa [2].

No sistema tradicional de ensino e também na grande maioria dos Ambientes Computacionais de Aprendizagem todos os estudantes são avaliados de maneira uniforme independente 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 o seu desempenho [10]. Num contexto de avaliação formativa seria possível, por exemplo, exibir avaliações adaptadas ao perfil cognitivo do estudante, de tal modo que este aprendiz seria 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[1], 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[2], ajuda o aluno a aprender a se desenvolver. A cada objetivo finalizado, indica ao professor e ao aluno o que foi realmente aprendido, evitando acúmulos de problemas, segundo PIMENTEL[3].

- 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, tem alguma funcionalidade?

Segundo SOMONSON [4], a resposta é sim. De fato, a adição de muitos usos que podem direta ou indiretamente influenciar o ambiente de aprendizado ou ajudar a formular políticas, existe muitas maneiras na qual a avaliação pode também melhorar o aprendizado. No ambiente de educação à distância, resultados de avaliações podem, algumas vezes, ser usados para comparar o desempenho acadêmica 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 provêm uma informação limitada, mesmo que elas sejam úteis para determinar o quanto pode ser melhorado 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 conhecemos hoje e que 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, e como realizar isso quando a turma de aprendizes é consideravelmente grande?

Um outro ponto muito importante na aprendizagem dos aprendizes é saber o que ele já sabia antes da instrução/aula dada pelo professor, e o que ele “acha” que sabe. Dois pontos extremamente

importantes para o bom andamento do processo de aprendizagem, e que nas Avaliações de hoje, pouco ou nada têm sido utilizadas.

## **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 [11]-[12]-[13], a adaptatividade tem por objetivo adaptar o conteúdo de um nó de informação do domínio da aplicação ao nível decorrente de conhecimento e 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 pelo seu perfil.

Para resolver o problema da quantidade de alunos que se aplicaria a avaliação, FRANÇA [5] propõe 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 [14], a base para a elaboração da avaliação adaptativa é o histórico de desempenho do aluno, que ficará armazenado e atualizado a cada avaliação aplicada. E 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[1], o objetivo do ambiente é utilizar de sua arquitetura para criar condições de avaliar com mais freqüência a evolução do conhecimento do aprendiz. Além disso, o ambiente possui uma avaliação metacognitiva, onde 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 [3] define 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 alunos, classificando os alunos em níveis. Porém, esse direcionamento é realizado de forma manual: o professor cria a avaliação para aquele determinado aluno (ou alunos), de acordo com o nível atual.

### 3.2 Classificação de aprendizes no NETEDU

Os aprendizes e as UA's (Unidades de Avaliação) no NETEDU possuem cinco níveis: Iniciante, Básico, Intermediário, Avançado e Experiente.

Segundo CHINEN [1]:

*“Para conseguir a promoção de nível, é necessário obter sucesso em dois critérios pré-definidos 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 UA's 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 [3] descreve 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. [11], por hipermídia adaptativa entende-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, 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.

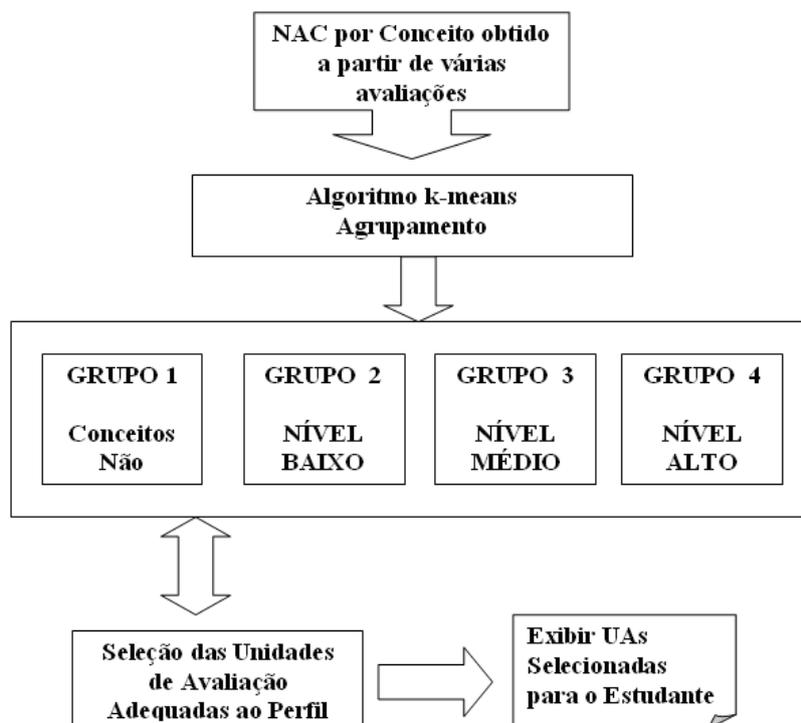
Sistemas de adaptatividade de hipermídia constroem um modelo de objetivos, preferências e conhecimentos de usuário individual, utilizando esse modelo através da interação para adaptar as necessidades do usuário.

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 [9].

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 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 num crescente, até que este 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.



**Figura 1 – Modelo para Adaptação das Unidades de Avaliação.**

A seguir a especificação para a adaptação de avaliações de acordo com a proposta.

#### 4.1. Agrupamento por Nível de Aquisição de Conhecimentos

Um dos problemas em Avaliações Adaptativas é se encontrar a melhor técnica para se adaptar as questões em um grupo de aprendizes com níveis de conhecimentos diferentes. Essas técnicas se baseiam em algoritmos que geram alguma saída que 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 [8].

O algoritmo K-means é considerado como um algoritmo de mineração de dados não supervisionado, serve 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 pertencentes. O agrupamento é feito minimizando a soma dos quadrados das distâncias entre dados e o centróide correspondente do conjunto. A seguir o funcionamento passo a passo do algoritmo:

- a) Escolha 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 [6] e por Hoon [7] em relação ao algoritmo do k-means são 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 3 classes é a classe baixa, média ou alta, calcula-se a média dos valores (NAC) na classe. Por exemplo, a classe 1 tem média 3 obtida pela somatória do NAC dividida 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 que o conceito possua um “peso forte”. Os conceitos possuem “peso forte” em avaliações em que ele tem alto grau de participação no resultado final (nota final) da avaliação.

## 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 no novo mecanismo que encontra-se 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.

## REFERÊNCIAS

- [1] CHINEN André Augusto Berti, SCHIRMER Felipe, CARRER Ricardo Nendre, SANTOS Rodrigo Henrique Costa dos Santos. Um ambiente para o Mapeamento do Conhecimento Cognitivo e Metacognitivo. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade IMES, 2006.
- [2] PERRENOUD Philippe. Avaliação da excelência à regulação das aprendizagens – entre duas lógicas. Porto Alegre: Artmed, 1999.
- [3] 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, 2006
- [4] SOMONSON Michael, SMALDINO Sharon, ALBRIGH Michael, ZVACEK Susan. Teaching and Learning at a Distance. Foundations of Distance Education, 3ª Edição.

- [5] 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, 2003.
- [6] MONTEIRO E. Silva, A. B., Portugal, M. S., Cechin, A. L. (2001). “Redes Neurais Artificiais e Análise de Sensibilidade: Uma Aplicação à Demanda de Importações Brasileira”. Revecap vol. 5 n. 4.
- [7] HOON, M. de; Imoto, S.; Miyano, S. (2002) “A Comparison of Clustering Techniques for Gene Expression Data” (abstract). Poster apresentado na 10th International Conference on Intelligent Systems for Molecular Biology em Agosto de 2002, Edmonton, Canadá.
- [8] ZUCHINI, Márcio Henrique. Aplicações de Mapas Auto-Organizáveis em Mineração de dados e Recuperação de Informação. Trabalho de Mestrado apresentado a Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC - UNICAMP), Universidade de Campinas, 2003.
- [9] SITTHISAK, O., Gilbert, L. and Davis, H. C. (2007) 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.
- [10] 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 . Instituto Tecnológico da Aeronáutica, Universidade Municipal de São Caetano, Universidade Presbiteriana Mackenzie.
- [11] BRUSILOVSKY, P. Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia User Modeling and User Adapted Interaction, 1996.
- [12] BRUSILOVSKY, P. 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.
- [13] BRUSILOVSKY, P. Adaptive Hypermedia. User Modeling and User Adapted Interaction. 2001.
- [14] CURA Claudio, NUNES, Danilo, PIMENTEL, Edson P., BONANO, Enio, MANDAJI, Ricardo, OMAR, Nizam. Uma Ferramenta Adaptativa de Avaliação da Aprendizagem Baseada no Perfil Cognitivo e Metacognitivo do Estudante – Universidade Municipal de São Caetano do Sul, Universidade Presbiteriana Mackenzie.