
Um Módulo de Identificação *On-line* do Modelo do Aluno Baseado nos Estilos Cognitivos de Aprendizagem

Márcia Cristina dos Reis e Sérgio Roberto P. da Silva

Departamento de Informática – Universidade Estadual de Maringá (UEM)
Av. Colombo, 5790 – Zona 07 – 87.020-900 – Maringá – PR – Brazil

marciacr@brturbo.com.br, srsilva@din.uem.br

Abstract. *Distance Education has been considered one of the main alternatives of teaching thanks, mainly, to the communicative potential of the Internet. However, many learning environments have only static pages to show the contents to the students. This paper describes the development of an on-line identification module for the student's model based on cognitive learning styles. This module serves as the basis for the presentation of the educational content adapted to the user's preferences and features, aiming at the improvement of the learning in the Web teaching process.*

Resumo. *A Educação a Distância tem sido considerada como uma das mais importantes alternativas de ensino graças, principalmente, ao potencial de comunicação da Internet. No entanto, muitos ambientes de aprendizagem usam apenas páginas estáticas para a exibição do conteúdo ao aprendiz. Este artigo descreve o desenvolvimento de um módulo de identificação on-line do modelo do aluno baseado nos estilos cognitivos de aprendizagem. Este módulo serve de base para a apresentação do conteúdo educacional adaptado às preferências e características individuais de cada usuário, procurando, assim, melhorar o aproveitamento do processo de ensino na Web.*

1. Introdução

As pesquisas em informática na área da educação têm evoluído bastante com a disponibilização de material didático na *Internet* e com o surgimento de cursos virtuais. A Educação a Distância (EAD) via *Web*, entre inúmeras outras vantagens, permite que o estudante não sofra as limitações de espaço e horário impostas pelas salas de aula reais, contribuindo, assim, para que muitas pessoas geograficamente afastadas tenham acesso a um mesmo curso.

Apesar da crescente utilização da *Internet* na educação, a maioria dos ambientes educacionais ainda apresenta seus conteúdos de forma estática para todos os tipos de alunos, com reduzida utilização de técnicas pedagógicas ou a preocupação com os diferentes estilos de aprendizagem, causando, assim, desmotivação e desinteresse dos usuários [Tedesco e Souza 1999]. Diante disto, um aspecto importante nos sistemas de ensino para a *Web* é a questão da adaptabilidade do conteúdo aos diferentes perfis dos alunos. A adaptação é especialmente relevante porque as aplicações educacionais são destinadas a uma ampla variedade de estudantes e, em muitos casos, o aluno está interagindo com o sistema sozinho, ou seja, sem a assistência que um professor oferece em sala de aula.

Para proporcionar uma boa adaptatividade é necessário, no entanto, que tenhamos um bom modelo de usuário. Em particular, no caso do ensino a distância, é preciso ainda que conheçamos o estilo cognitivo de aprendizagem (ECA) do aluno, que descreve a forma individual, preferida e habitual, com que ele organiza e representa novas informações enquanto executa uma tarefa de aprendizagem [Riding e Rayner 2000; Riding e Cheema 1991; Schmeck 1988].

Assim, os objetivos deste trabalho são apresentar as etapas do desenvolvimento de um módulo para realizar o acompanhamento do aprendiz durante sua interação com o sistema e identificar o modelo do aluno segundo suas características individuais e seu estilo cognitivo de aprendizagem [Souto 2003]. Deste modo, a importância deste trabalho está na proposta de aplicar formas diferenciadas de ensino adaptativo às características diversas do aluno, garantindo a ele um tratamento individualizado e proporcionando um melhor aproveitamento no seu processo de aprendizagem.

Este artigo está organizado conforme se segue: a seção 2 apresenta uma discussão sobre os estilos cognitivos de aprendizagem empregados como base para formação do modelo do aluno neste trabalho. A seção 3 traz informações sobre a arquitetura necessária para o desenvolvimento de um sistema de ensino adaptativo e sobre o módulo de identificação do modelo do aluno. A seção 4 apresenta os principais resultados obtidos com as diversas simulações realizadas. E, finalmente, a seção 5 apresenta nossas conclusões e aponta direções para trabalhos futuros.

2. Estilos Cognitivos de Aprendizagem

O principal objetivo de um *software* educacional adaptativo é selecionar a melhor maneira de apresentar a informação ao aluno, auxiliando-o no seu processo de ensino e aprendizagem [Brusilovsky 2001]. Para isto, desenvolve-se um **modelo de aluno**, contendo as principais características do aprendiz, o qual será utilizado para adaptar a apresentação do conteúdo ao perfil identificado durante a interação, possibilitando, assim, um ensino de forma personalizada. Segundo o entendimento de Papatheodorou (2001), a possibilidade de adaptação de conteúdo é uma característica muito importante em razão da grande diversidade existente entre os alunos, pois eles possuem diferentes metas e diferentes estilos de aprendizagem. Por este motivo, uma forma de ensino padronizada não seria suficiente para garantir um aprendizado efetivo para todos os tipos de alunos.

O modelo de aluno utilizado neste trabalho é formado pelas características individuais do aluno, seu histórico de conteúdos acessados e seu ECA (identificado durante as suas interações com o sistema). Segundo Souto (2003), existem cinco classes distintas de ECAs que descrevem o comportamento e as preferências dos alunos enquanto eles executam uma tarefa de aprendizagem na *Web*, sendo elas: a Analógico-Analítico (AA), a Analítico-Sintético-Avaliativo (ASA), a Concreto-Genérico (CG), a Dedutivo-Avaliativo (DA) e a Relacional-Sintético (RS). É importante ressaltar que, neste trabalho, não questionaremos a validade pedagógica dos ECAs, utilizando-os diretamente no processo de identificação *on-line* do modelo do aluno.

Para a identificação das classes de ECAs, Souto *et al* (2001) desenvolveram um ambiente de ensino e aprendizagem na *Web*, contendo **recursos didáticos e formas de apresentação** diferenciadas, conforme apresentado na Tabela 1:

Tabela 1. Recursos Didáticos e Formas de Apresentação.

Recursos Didáticos	Conceitos	Exercícios	Exemplos
Formas de Apresentação	Textual	Verdadeiro ou Falso	Textual com figura
	Textual com figura	Relacionar colunas	Esquema com figura
	Esquema com figura	Escolha simples	
		Preencher colunas	
		Escolha simples com figura	

Fonte: Souto *et al* (2001)

Posteriormente, Souto (2003) analisou o comportamento navegacional de um grupo de estudantes por meio das suas trajetórias de aprendizagem no ambiente. Para ela, **trajetórias de aprendizagem** são todos os caminhos percorridos pelos aprendizes, durante um processo de aprendizagem livre, sem a interferência de um tutor artificial. Após a análise destas trajetórias, ela identificou as características e preferências de cada ECA, agrupando-os conforme mostra a Tabela 2.

Tabela 2. Índices de navegação das classes de ECA.

		ECA	AA	CG	DA	ASA	RS
% de acesso aos RDs		Conceito	50,34%	39,81%	44,07%	37,47%	32,76%
		Exercício	30,39%	24,40%	34,85%	43,48%	34,95%
		Exemplo	13,02%	28,28%	13,16%	12,99%	28,40%
% de acessos às Formas de Apresentação	Conceito	Somente Texto	7,49%	3,67%	6,06%	3,84%	7,27%
		Textual com Figura	28,70%	23,52%	17,82%	22,28%	11,87%
		Esquema com Figura	14,15%	12,62%	20,18%	11,36%	13,62%
	Exercício	Verdadeiro ou Falso	2,92%	5,59%	7,88%	7,77%	4,27%
		Relacionar Colunas	3,86%	2,07%	4,56%	4,09%	5,38%
		Escolha Simples	8,55%	9,05%	5,34%	3,23%	12,19%
		Preencher Lacunas	2,27%	1,70%	5,38%	7,26%	4,76%
	Exemplo	Escolha Simples c/ Figura	12,80%	6,00%	11,68%	21,12%	8,35%
		Textual com Figura	7,42%	18,92%	6,42%	10,65%	20,11%
		Esquema com Figura	5,59%	9,35%	6,74%	2,34%	8,29%

Fonte: Souto (2003, p. 84)

Analisando o percentual de acessos aos recursos didáticos e as formas de apresentação disponíveis no ambiente apresentados na Tabela 2, percebemos que cada uma das classes identificadas possui características distintas. Os alunos que “possuem” os ECAs AA, CG e DA, por exemplo, destacam-se pelo maior uso do recurso didático do tipo Conceito. No entanto, os com ECAs AA e CG preferem mais conceitos textuais com figuras (diferenciando-se, posteriormente, na escolha de exercícios com figuras e exemplos textuais com figura, respectivamente) e os com DA preferem mais esquemas com figuras. Aqueles que possuem os ECAs ASA e RS, diferenciam-se pela maior utilização de Exercícios. No entanto, os alunos com ECA ASA preferem os conceitos textuais com figuras, e os com ECA RS preferem exemplos textuais com figuras. Além disso, de acordo com os dados levantados por Souto (2003), podemos verificar que não existe um padrão de comportamento único para cada uma das classes de ECAs, ou seja, todos os alunos acessam os mesmos recursos didáticos e as mesmas formas de apresentação, porém em quantidades diferenciadas. Desta forma, para atribuir um ECA

a um aluno é necessário reconhecer suas principais preferências pelos recursos disponíveis.

Souto (2003) estudou algumas técnicas de aprendizagem de máquina *off-line* na tentativa de identificar corretamente o ECA de um aluno durante sua trajetória de aprendizagem, dentre elas: a Análise Discriminante, o Classificador Bayesiano Ingênuo e as Árvores de Decisão. Neste estudo, a técnica que apresentou o melhor resultado para a classificação do ECA foi a árvore de decisão. No entanto, o nosso interesse está na identificação e no reconhecimento *on-line* do ECA do aluno. Diante disso, escolhemos trabalhar com um classificador *K-Nearest Neighbour*, utilizando a distância euclidiana como métrica de semelhança e os núcleos formados pelos valores percentuais presentes na Tabela 2, por ser este de fácil adaptação ao processamento *on-line*.

3. Uma Arquitetura para um Sistema de Hipermissão Adaptativa Educacional

A Hipermissão Adaptativa trata do estudo e desenvolvimento de sistemas, arquiteturas, métodos e técnicas capazes de promover a adaptação de hiperdocumentos, e hipermissão em geral, às expectativas, necessidades, preferências e desejos de seus usuários [Palazzo 2000]. Neste contexto, surgiram os Sistemas de Hipermissão Adaptativa Educacionais (SHAE), que apresentam propósitos educacionais e possuem a capacidade de adaptação, visando apoiar o processo de aprendizagem de forma personalizada a cada aprendiz [Oliveira; Fernandes 2004].

Segundo De Bra, Houben e Wu (1999), um sistema de hipermissão adaptativa deve possuir três elementos principais, sendo eles: o modelo de domínio, o modelo de usuário e o modelo de adaptação. Assim, dentro do escopo do nosso trabalho, a arquitetura necessária para o desenvolvimento de um sistema de hipermissão adaptativa educacional é semelhante à apresentada na Figura 1:

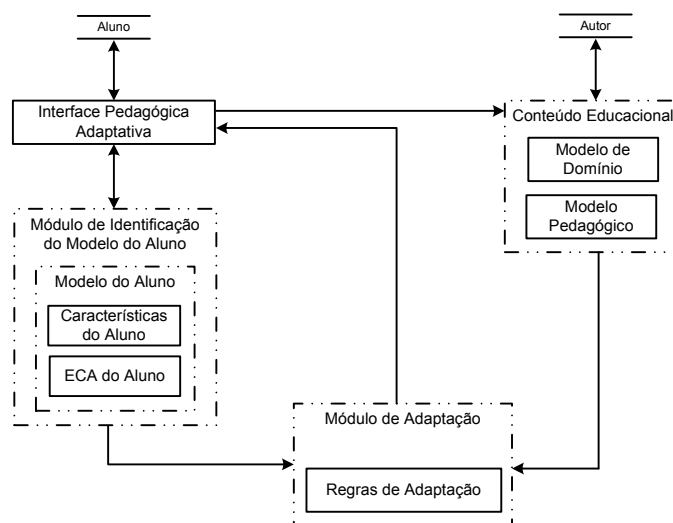


Figura 1. Arquitetura de um Sistema de Hipermissão Adaptativa Educacional.

Esta arquitetura é formada por três módulos principais: um módulo de identificação do modelo do aluno, um módulo de adaptação e um módulo de conteúdo educacional. O enfoque do presente trabalho reside no desenvolvimento do módulo de identificação do modelo do aluno.

O módulo de identificação do modelo do aluno será o responsável pelo direcionamento da adaptabilidade do sistema por meio do reconhecimento do modelo do aprendiz. Este modelo, no escopo deste trabalho, resume-se aos seguintes elementos: as características do aluno, seu histórico de conteúdos acessados e seu ECA. As características do aluno serão todas as informações pessoais coletadas durante seu cadastro, tais como: nome, endereço, telefone, usuário, senha, etc. O histórico de conteúdos acessados armazenará a relação dos cursos, matérias e tópicos já estudados pelo aluno, indicando o conhecimento por ele adquirido. Já o ECA do aluno será identificado por meio de um classificador *on-line* e indicará as preferências do aluno quanto aos recursos didáticos e as formas de apresentação disponibilizadas pelo sistema.

O módulo de adaptação, por sua vez, armazenará as regras para a apresentação do conteúdo didático solicitado, ou seja, o conjunto de regras que define que tipos de recursos didáticos e formas de apresentação são mais adequadas ao ECA identificado.

O módulo de conteúdo educacional conterà o modelo de domínio e o modelo pedagógico. O modelo de domínio será utilizado para armazenar o conteúdo a ser ensinado, representando o conhecimento de um especialista ou de um professor. Neste módulo, os conceitos, exercícios, exemplos e avaliações deverão ser organizados no formato de matérias e tópicos, os quais serão empregados na montagem do currículo do curso. O modelo pedagógico, por sua vez, armazenará as estratégias para o processo de ensino, os quais deverão ser determinadas pelo autor do curso, informando ao sistema a seqüência do conteúdo educacional a ser apresentado, a necessidade ou não de revisão e o melhor momento para a apresentação de um novo tópico.

3.1 O Processo de Identificação e Reconhecimento *on-line* do ECA

O processo de identificação e reconhecimento *on-line* do ECA tem a função de capturar cada interação realizada pelo aluno, analisar sua trajetória de aprendizagem até aquele momento e verificar suas preferências de navegação, as quais indicarão qual classe de ECA apresenta maior influência sobre seu estilo de aprendizagem. As etapas consideradas neste processo são apresentadas na Figura 2. Para que este processo seja automatizado, algumas etapas exigirão a presença de agentes inteligentes, sendo eles: etapa 1 e 2 — o agente observador e etapa 4 — o agente de reconhecimento do ECA.

A primeira etapa do processo resume-se na geração das seções de aprendizagem, na qual o agente observador recebe as interações do aluno e as grava sequencialmente no *Log* do Servidor. Posteriormente, este agente separa cada uma destas interações e as armazena nas **Seções de Aprendizagem** específicas de cada aluno.

A segunda etapa é marcada pela filtragem das interações consideradas válidas para o processo de identificação *on-line* do ECA e pela construção das Trajetórias de Aprendizagem. Para isto, consideramos válidas somente as interações de acesso às páginas de conteúdo educacional, excluindo-se todas as demais, tais como as páginas de *login* e as páginas de seleção: de cursos, de tópicos, de matérias, de recursos didáticos e de formas de apresentação. Além disso, para que o acesso seja considerado válido, é necessário ainda que o tempo de permanência na página seja maior ou igual a um tempo limiar mínimo pré-estabelecido pelo autor para a assimilação do conteúdo e menor ou igual a um tempo limiar máximo. Com isto, evitamos que páginas acessadas

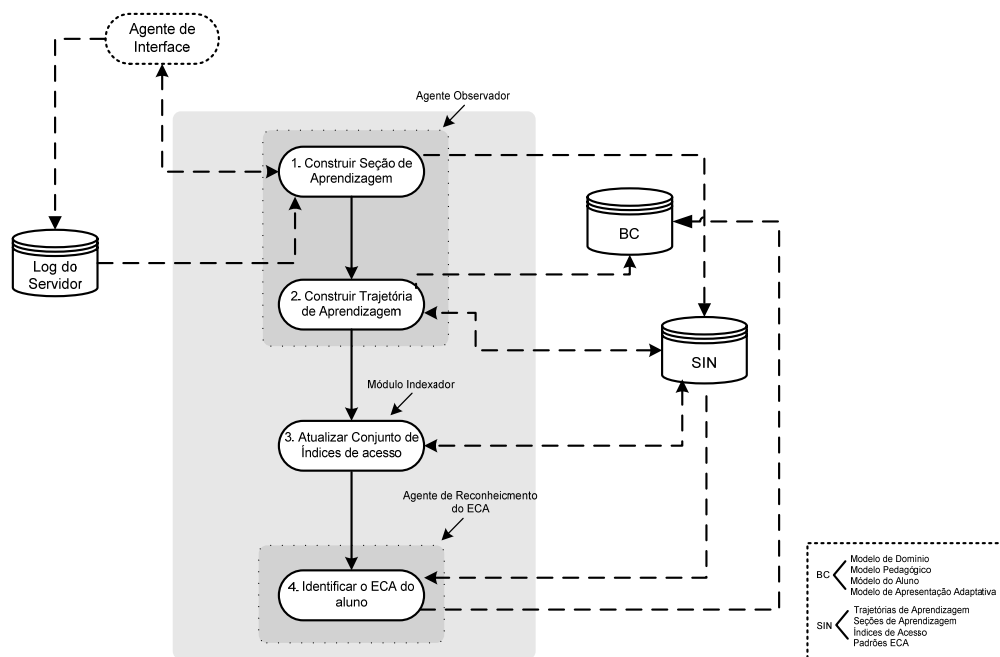


Figura 2. Processo Global de Identificação e Reconhecimento on-line do ECA.

acidentalmente, ou com um tempo de permanência extremamente alto, sejam consideradas para efeito de aprendizado.

Na terceira etapa do processo, o módulo indexador busca na trajetória de aprendizagem do aluno as seguintes informações sobre sua interação atual: o tipo de recurso didático e de forma de apresentação empregados, e o horário de entrada e de saída da página, calculando seu tempo de permanência e atualizando seus índices de navegação e de tempo e, por fim, gravando-as nos **Índices de Acesso**.

Finalmente, na quarta e última etapa do processo, por meio da trajetória de aprendizagem e do conjunto de índices de acesso atualizados, o sistema realizará o processo de identificação e reconhecimento *on-line* do ECA do aluno, utilizando para isto um classificador *K-Nearest Neighbour*, que emprega como métrica de similaridade a distância euclidiana.

4. Os Testes Realizados e os Resultados Obtidos

Objetivando verificar a eficiência do classificador *K-Nearest Neighbour* para a classificação *on-line* do ECA do aluno, temos duas opções: a) utilizar navegações reais obtidas pela observação de alunos que efetivamente utilizaram o sistema, ou b) simular estas navegações baseadas nas distribuições amostrais fornecidas pela Tabela 2. Apesar de os resultados da primeira opção certamente serem mais precisos, neste estágio da investigação achamos mais interessante inicialmente verificar a utilidade da técnica do que seu grau de precisão em uma situação real. Portanto, escolhemos simular probabilisticamente as possíveis escolhas feitas por um aluno, em relação aos recursos didáticos e as formas de apresentação disponíveis no ambiente.

A técnica de aprendizagem de máquina baseada em *K-Nearest Neighbour* emprega todas as instâncias para construir os núcleos dos *K clusters* que particionam a amostra. No entanto, como não dispomos dos dados originais de Souto para realizarmos

esta tarefa, resolvemos utilizar as distribuições amostrais, dadas na Tabela 2, como os descritores dos cinco núcleos que corresponde aos ECAs existentes. Deste modo, utilizaremos somente o mecanismo de classificação do *K-Nearest Neighbour* deixando de lado sua capacidade de aprendizagem.

Como desejamos um processo de reconhecimento *on-line*, o próximo passo para realizar a classificação é calcular a distância euclidiana entre os índices da navegação atual do aluno (x_i) e os índices da navegação dos núcleos (x_j) para as todas as classes de ECAs, atualizando estas distâncias a cada nova interação válida e gerando uma nova classificação. Isto nos permite acompanhar a tendência de cada aluno para um ECA específico. A classe de ECA escolhida pelo classificador será aquela que tiver uma maior proximidade da navegação do aluno, ou seja, a que apresentar uma menor distância euclidiana.

Para analisar o comportamento deste classificador simulamos um conjunto de trajetórias de aprendizagem. Assim, os índices de navegação gerados para a simulação foram idênticos ao índice de navegação padrão da classe de ECA que se desejava identificar. Para isto, por exemplo, para o ECA do tipo AA, escolhemos uma quantidade de interações e desta quantidade 50,34% delas foram destinadas para o recurso didático do tipo Conceito, 30,39% para recurso didático do tipo Exercício e 13,02% para o recurso didático do tipo Exemplo, tal como o conjunto de índices de navegação padrão apresentado na Tabela 2.

A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos em uma trajetória de aprendizagem com 5 interações somente. Como podemos observar, todas as classes de ECAs partem de um mesmo ponto, pois inicialmente todas possuem a mesma probabilidade. A cada nova interação, o classificador recalcula a distância euclidiana de cada um dos ECAs. Conforme as interações vão sendo realizadas, o sistema vai identificando as preferências do aluno e mostrando a sua tendência a um ECA específico.

Tabela 3. Distância Euclidiana, considerando os Recursos Didáticos.

Interação	AA	CG	DA	ASA	RS	Classificação
0	0,2000	0,2000	0,2000	0,2000	0,2000	-
1	0,5966	0,7084	0,6720	0,7726	0,8093	AA
2	0,4787	0,3422	0,5106	0,5846	0,4456	CG
3	0,4003	0,3664	0,4617	0,5619	0,4894	CG
4	0,1314	0,1072	0,1650	0,2535	0,2019	CG
5	0,1581	0,2226	0,2283	0,3329	0,3219	AA

Um dos pontos analisados nestes testes foi a possibilidade de se empregar somente os recursos didáticos, em detrimento das formas de apresentação, na identificação do ECA. Esta possibilidade diminuiria bastante o conjunto de dados a ser tratado, resultando em uma maior velocidade de processamento. Assim, realizamos duas simulações direcionadas ao ECA AA, com 106 interações cada, empregando somente os recursos didáticos e somente as forma de apresentação, gerando os gráficos apresentados nas Figuras 3 e 4.

Na navegação da Figura 3, podemos perceber que desde o início o classificador identificou uma tendência ao estilo AA. Isto ocorre devido ao fato de que na trajetória de aprendizagem simulada os primeiros recursos didáticos escolhidos pelo aluno foram

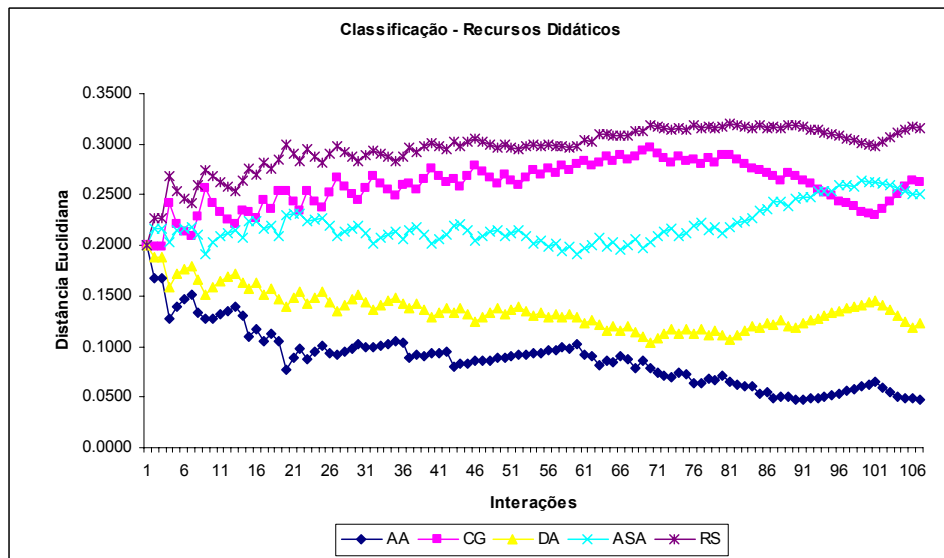


Figura 3. Simulação direcionada ao ECA AA – Recursos Didáticos.

do tipo Conceito. Isto também explica a grande diferença apresentada no gráfico entre a classe AA, que prefere aprender com a utilização de Conceitos, e a classe CG, que é a que menos utiliza este recurso durante o aprendizado. Podemos perceber ainda que, no início da navegação e entre o intervalo de interações 66 a 76 aproximadamente, a distância euclidiana entre as preferências do aluno e a classe DA ficaram mais próximas. Isto se deve ao fato da grande semelhança existente entre ambos os estilos. Mas que, em decorrência de todas as outras interações já realizadas até este ponto, sua classificação continuou sendo da classe AA, ou seja, o estilo mais forte para a trajetória em questão.

Na navegação da Figura 4, podemos perceber a existência de algumas diferenças significativas. Neste gráfico, no início da navegação ocorreram algumas classificações do tipo DA e ASA, ao contrário da Figura 3 que não mostra essas alterações. Além

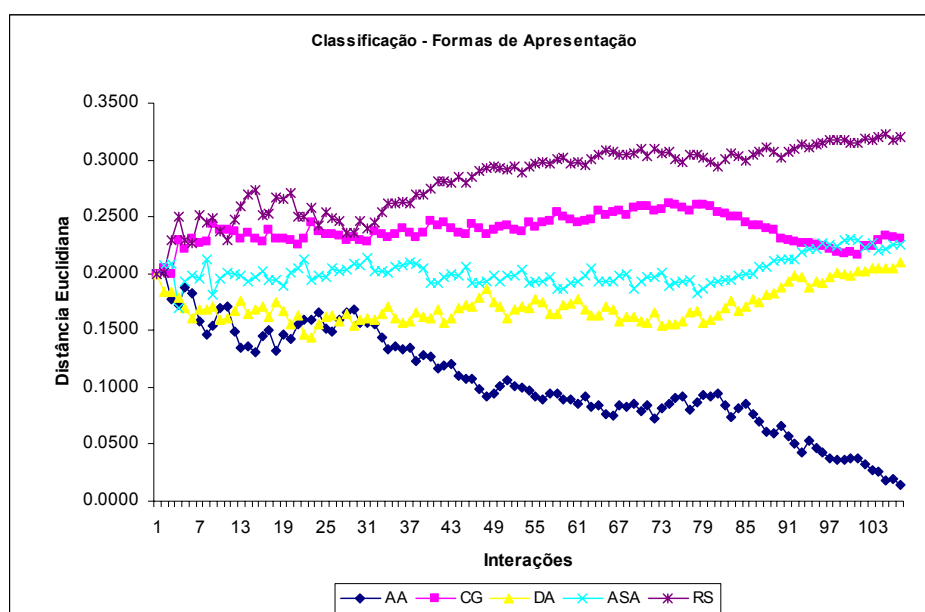


Figura 4. Simulação direcionada ao ECA AA – Formas de Apresentação.

disso, podemos perceber ainda que, no início da navegação houve muitas oscilações entre os vários ECAs, mas que após as primeiras quarenta (40) interações o classificador começa a identificar de forma clara qual seria o ECA de maior influência para o aluno em questão.

Assim, embora nos dois casos o classificador tenha conseguido identificar corretamente o estilo cognitivo do aluno, percebemos que quando consideramos as formas de apresentação ao invés dos recursos didáticos, a classificação tende a ser mais precisa, uma vez que uma quantidade maior de variáveis é analisada. As classificações finais se mostraram as mesmas apresentadas no gráfico anterior, ou seja, uma maior influência para o estilo AA, seguida pelo DA, ASA, CG e RS.

Os resultados acima comprovam a possibilidade de identificação *on-line* o ECA de um aluno, por meio da sua trajetória de aprendizagem, utilizando um classificador de *K-Nearest Neighbour*. Eles nos mostram também que no caso deste classificador o emprego das formas de apresentação leva a melhores resultados que o uso dos recursos didáticos somente.

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Apesar da crescente utilização da *Internet* para a disponibilização de cursos virtuais, percebemos que ainda hoje muitos deles apresentam apenas um conjunto de páginas estáticas, disponibilizando o material ao aluno, sem nenhuma preocupação com o seu aprendizado. Diante disso, as pesquisas na área mostraram que, para um melhor aproveitamento do ensino à distância por meio da *Web*, é necessário implementar técnicas adaptativas que possibilitem diferentes formas de ensino, de acordo com as preferências individuais de cada grupo de alunos.

Assim, este trabalho apresentou uma proposta de um módulo de identificação *on-line* do modelo do aluno, baseado nos estilos cognitivos de aprendizagem levantados por Souto (2003). Para isto, a principal etapa foi o processo de identificação e reconhecimento *on-line* do ECA, para o qual utilizamos a técnica de *K-Nearest Neighbour*, empregando a distância euclidiana como métrica de similaridade.

De acordo com os resultados obtidos nas simulações apresentadas neste trabalho, foi possível perceber que, embora ambas os conjuntos de variáveis tenham se mostrado eficazes (identificando corretamente o ECA do aluno *on-line*), o classificador que faz uso das formas de apresentação escolhidas durante as interações mostrou mais preciso. Além disso, é importante salientar que o custo computacional para o classificador por *K-Nearest Neighbour* é baixo, pois ele necessita apenas calcular as distâncias dos índices de navegação em relação às classes padrões de ECAs. Assim, sua inclusão em uma aplicação *Web* não implica em uma grande sobrecarga.

Dentro escopo da pesquisa em que este trabalho se insere, também foram realizados testes empregando uma rede de *perceptrons* multicamadas na identificação do ECA do aluno, devido a seu baixo custo da classificação. No entanto, os resultados não foram tão satisfatórios quanto no classificador por *K-Nearest Neighbour*. Infelizmente, a limitação de espaço não nos permite entrar em detalhes destes testes, os quais podem ser encontrados em [Dos Reis 2006].

Como continuação deste trabalho, deverá ser desenvolvido o módulo de apresentação adaptativa que conterà um conjunto de regras específicas para a

apresentação do conteúdo educacional para cada uma das cinco classes de estilos cognitivos, segundo as características e preferências de cada uma delas. Com isto, será possível avaliar todos os benefícios que podem ser obtidos com a utilização da adaptação em ambientes de ensino e aprendizagem na *Web*.

Referências

- Brusilovsky, P. (2001) "Adaptive hypermedia: User Modeling and User Adapted Interaction". In: Ten Year Anniversary Issue (Alfred Kobsa, ed.) p. 87-110, 2001, <http://www.contrib.andrew.cmu.edu/~plb/papers.html>, Outubro, 2004.
- De Bra, Paul; Houben, G.; Wu, H. (1999) "Aham: a Dexter-based reference model for adaptive hypermedia". Uk Conference *In Hypertext, 1999*. Disponível em: <<http://citeseer.nj.nec.com/debra99aham.html>>. Acesso em: 10 fev. 2006.
- Dos Reis, Márcia Cristina. (2006) "Um Módulo de Identificação *On-line* do Modelo do Aluno Baseado nos Estilos Cognitivos de Aprendizagem". Dissertação de Mestrado, UEM/DIN, Maringá, PR, a publicar.
- Oliveira, José Maria Parente de; Fernandes, Clóvis Torres. "Sistemas Hipermedia Adaptativos Educacionais: Breve Panorama e Modelo de Referência". In: *Congresso Nacional de Ambientes Hipermedia para Aprendizagem, 2004*, Florianópolis, Brasil.
- Palazzo, Luiz Antonio Moro. (2000) "*Modelos proativos para hipermedia adaptativa*". Tese (doutorado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós Graduação em Computação. Porto Alegre, 2000.
- Papatheodorou, C. (2001) "Machine Learning in User Modeling: Machine Learning and Applications". *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer Verlag, 2001.
- Perelmuter, G., Carrera, E. V., Vellasco, M., Pacheco, A. (1995) "Reconhecimento de Imagens Bidimensionais utilizando Redes Neurais Artificiais". Anais do VIII SIBGRAPI, pp. 197-203, 1995.
- Riding, R.; Cheema, I. Cognitive styles - an overview and integration. "Educational Psychology". [S.l.], v. 11, n. 3-4, p.193-215, 1991.
- Riding, R.; Rayner, S. "Cognitive styles and learning Strategies" – understanding style differences in learning and behavior. London: David Fulton Publishers, 2000.
- Schmeck, R. R. "Learning strategies and learning styles". New York: Plenum Press, 1988.
- Souto, M. A. M.; *et al* (2001) "Metodologia de construção do material instrucional em um ambiente de ensino inteligente na Web". In: Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2001, Vitória. Vitória: SBC-UFES.
- Souto, M. A. M. (2003) "Diagnóstico on-line do estilo cognitivo de aprendizagem do aluno em um ambiente adaptativo de ensino e aprendizagem na Web: Uma abordagem empírica baseada na sua trajetória de aprendizagem". 2003. Tese (Doutorado) – CPGCC, UFRGS, Porto Alegre.
- Tedesco, P. R. e Souza, F.F. (1999) "SEI: Sistema de ensino inteligente". Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco.