

Uma Abordagem para Recomendação Automática e Dinâmica de Objetos de Aprendizagem Baseada em Estilos de Aprendizagem e em Metadados no padrão IEEE LOM

Vitor C. de Carvalho¹, Fabiano A. Dorça¹

¹Faculdade de Computação – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)
38400-902 – Uberlândia – MG – Brasil

vitorcarvalho@comp.ufu.br, fabiano@facom.ufu.br

Abstract. *One of the major research challenges in computer science education is efficient recommendation of content for learning. This paper presents an automatic and dynamic probabilistic approach for recommending learning objects for learning management systems, considering the learning styles of students and the meta-data of learning objects. Promising results were obtained in the experiments, demonstrating the validity of the proposal.*

Resumo. *Um dos grandes desafios em pesquisa na área de informática para educação é a recomendação eficiente de conteúdo para aprendizagem. Este trabalho apresenta uma abordagem probabilística automática e dinâmica para recomendação de objetos de aprendizagem em sistemas de gerenciamento do aprendizado, levando em consideração, os estilos de aprendizagem dos estudantes e metadados dos objetos de aprendizagem. Foram realizados experimentos em que resultados promissores foram obtidos, demonstrando a validade da proposta.*

Palavras-Chave: Modelo Probabilístico, Recomendação Automática, Objetos de Aprendizagem, Metadados, Estilos de Aprendizagem.

Agradeço aqui o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, que custeou a pesquisa desenvolvida neste trabalho.

1. Introdução

Dentre os diversos sistemas utilizados para auxiliar no aprendizado, existem aqueles chamados de Sistemas de Tutores Inteligentes (STI). Tais sistemas fazem uso de Objetos de Aprendizagem (OA) para auxiliar o ensino dos estudantes. OA estes que são quaisquer artefatos, como textos, vídeos e exercícios, sejam eles digitais ou não, que tenham como objetivo serem usados durante o aprendizado de algo [Warpechowski 2011].

Os OA devem ter também, a capacidade de serem usados, reusados e referenciados por outros sistemas, além do sistema em que foram inseridos inicialmente [Wiley 2000]. Para facilitar a manutenção dessas características, foi criado o padrão IEEE 2004 LOM (Learning Object Metadata) 1484.12.1 [Hodgings and Duval 2002] que define como devem ser os metadados destes OA. A partir deles, conseguimos informações preciosas sobre como podemos fazer uso dos OA e quais são as condições para que possamos usá-los.

Dentre os desafios das pesquisas atuais, um deles é criar abordagens eficientes de recomendação considerando-se as preferências do aprendiz [Casagrande et al. 2013, Primo et al. 2010, Wiedemann et al. 2013], lembrando-se das dificuldades existentes na modelagem do estudante e processo de ensino [Graf et al. 2009, Graf et al. 2010]. Sobre este fundamento, este trabalho se difere de outros ao trazer um modelo que liga os metadados dos OA em formato IEEE LOM com as dimensões dos Estilos de Aprendizagem(EA) [Felder and Silverman 1988] utilizando um modelo probabilístico, para assim, recomendá-los de forma mais precisa aos estudantes.

A seção 2 mostra trabalhos que estão numa linha de pesquisa semelhante a este. Na seção 3, são descritos, rapidamente, alguns conceitos importantes para o entendimento do trabalho. A seção 4 descreve a abordagem utilizada e a seção 5 resultados de experimentos feitos. A seção 6 mostra a conclusão sobre os estudos.

2. Trabalhos Relacionados

Diversas pesquisas atuais são feitas para vencer o desafio de conseguir uma recomendação eficiente. Nesta seção são destacados alguns trabalhos e, ao final, é dito o que principalmente foi feito de diferente.

Em [Cazella et al. 2012] temos um interessante trabalho de criação de um sistema que usa recomendação automática de OA, que utiliza o conceito de competência. O sistema não entra no mérito de como deve ser especificado os OA de um repositório, o que se faz, é filtrar os OA que podem possuir conteúdo interessante para o aluno e retornar apenas os mesmos. Algo a ser destacado neste trabalho, é o grande número de intervenções humanas que devem ser feitas no processo, mesmo após passada a fase de escolha dos Objetos.

O trabalho de [Zaina et al. 2012] trouxe uma abordagem não-dinâmica que utiliza o modelo e-LORS de recomendação, onde a partir de um repositório, é realizada a busca dos OA de acordo com o perfil do estudante em um modelo diferente, mas, baseado também em [Felder and Silverman 1988].

O trabalho de [Júnior et al. 2012] apresenta uma interessante abordagem baseada em um Algoritmo Genético que se adequa às necessidades dos estudantes e fornece os OA adequados às características do contexto no qual eles se encontram. Em todo o trabalho, como é feita uma busca dos OA visando o contexto em que eles se apresentam, uma análise deve ser feita sempre que o estudante solicitar o mesmo.

No trabalho de [Warpechowski 2011] porém, foi dado foco apenas em diminuir o número de metadados solicitados ao autor dos OA no repositório, utilizando templates que sugerem ao autor dos OA valores para serem adicionados nos campos não preenchidos por ele.

Em [Ferreira et al. 2012] foi apresentado um sistema de recomendação que foi concebido da união de tecnologias de agentes de softwares conhecidos e fez uma análise de desempenho.

O diferencial deste trabalho é acrescentar aos modelos das pesquisas atuais, uma relação entre o padrão de metadados IEEE LOM [Hodgings and Duval 2002] e as dimensões dos EA [Felder and Silverman 1988]. Fazendo isso, conseguimos inferir probabilidades também para os OA, medir a distância deles para o perfil do estudante e, assim,

fazer uma recomendação mais eficaz. Dos trabalhos apresentados, poucos possuem um padrão conhecido e certificado para os metadados de OA, o que também dificulta quando se quer fazer a recuperação dos OA usados e força a quem for utilizá-los, a ter um trabalho, muitas vezes manual, de readaptá-los. Em [Zaina et al. 2012], apesar de utilizarem modelos bem definidos em seus perfis de estudante e metadados dos objetos, seu formato não é probabilístico, portanto, não leva em consideração o quanto um estilo supera o outro em cada estudante. Assim sendo, espera-se que este trabalho traga uma melhora nas recomendações.

3. Referencial Teórico

A seguir, serão feitas breves explicações sobre o modelo [Felder and Silverman 1988] e o padrão LOM [Hodgings and Duval 2002]. É importante conhecer essas estruturas para entender a relação que será mostrada na seção 4.

3.1. Modelo de Felder-Silverman

Nos trabalhos de [Felder and Silverman 1988], percebeu-se que cada pessoa tem sua forma de receber e processar as informações que recebe, isso é o que chamamos de Estilos de Aprendizagem (EA). Estes EA não são mutuamente exclusivos, ou seja, cada pessoa tem uma afinidade maior a um estilo de aprendizagem..

No total são quatro dimensões com duas subdivisões cada. Uma subdivisão representa um EA dentro da dimensão e tem um significado de como é o estudante, como mostra a Tabela 1. É importante ressaltar que uma dimensão completa outra para conseguir representar melhor a forma com que cada indivíduo se comporta diante dos dados expostos a ele.

Tabela 1. Tabela de estilos do Modelo Felder

Dimensao do Estilo de Aprendizagem	Tipo	Descrição
Percepção	Sensitivo (S)	Sabe lidar com fatos, dados puros e experimentos, é paciente com os detalhes, mas não gosta de complicações.
	Intuitivo (I)	Sabe lidar com principios e teorias, fica facilmente entediado quando são apresentados muitos detalhes e tende a aceitar complicações.
Canal de Entrada	Visual (Vi)	Se lembra bem do que viu: imagens, diagramas, tabelas temporais, filmes, etc.
	Verbal (Ve)	Se lembra do que escutou, leu ou disse.
Processamento	Ativo (A)	Aprende bem em grupo e com o material que tem em mãos.
	Reflexivo (Re)	Aprende melhor quando pensa e reflete sobre a informação dada a ele. Trabalha melhor sozinho ou com no máximo mais uma pessoa.
Entendimento	Sequencial (Seq)	Segue um raciocínio linear quando está resolvendo problemas e pode trabalhar com material específico uma vez que compreende ele parcialmente ou superficialmente.
	Global (G)	Tem grandes intuições sobre a informação, pode ter dificuldade de expor como chegou a certo resultado, precisa de uma visão geral.

Este modelo é muito usado hoje por dar uma excelente base para ser usada em STIs e oferece um ótimo modelo para adaptatividade dos perfis dos estudantes.

3.2. Padrão LOM

Objetos de Aprendizagem tem como características principais: Interoperabilidade, Acessibilidade e Durabilidade. Interoperabilidade é a capacidade de se usar um OA feito em

um sistema com determinadas ferramentas em outros sistemas com ferramentas distintas. Acessibilidade é a capacidade de utilizar os OA de forma remota e Durabilidade é a possibilidade de utilizar um OA, sem reprojeto ou recodificação, mesmo quando a base tecnológica muda. Para que essas características se mantenham, é necessário que se tenha um padrão, neste ponto conseguimos visualizar a importância do padrão LOM [Hodgings and Duval 2002].

Existe ainda uma característica que afeta diretamente a criação, o uso e reuso de um OA, esta é chamada granularidade, quanto menor for a granularidade de um OA, maior é seu potencial de reuso. LOM define 4 níveis de granularidade: 1 - menor nível de agregação, 2 - uma coleção de objetos do nível 1, 3 - uma coleção de objetos do nível 2 e 4 - o maior nível de granularidade, [Duval and Hodgins 2003] faz uma relevante análise sobre o assunto.

Do padrão, destaca-se os campos que serão utilizados para a análise de pontuação dos objetos, são eles:

O campo "Structure", onde descobrimos se o OA possui ligações a outros OA e como é feita essa ligação. O campo "Format", onde é informado como o OA irá passar seu conhecimento, seja por vídeo, imagem, texto ou outro formato. O campo "Interactivity Type", informa se o OA "forçará" o aprendiz a produzir algo ou, se apenas passará informações ou ainda, uma mistura disso. O Campo "Learning Resource Type", serve como um reforço ao campo "Format", pois se neste está descrito que o OA é um texto, aqui, especificamos que tipo de texto, como uma narrativa, um questionário, entre outras opções dadas pelo padrão. E por último, o campo "Difficulty", contendo desde simples ou fácil, à difícil ou complexo.

4. Abordagem Proposta

Analisando o padrão LOM, é possível associar seus campos aos Estilos de Aprendizagem definidos por [Felder and Silverman 1988]. Com os campos citados na seção 3.2 foi feito um mapeamento [Resende 2013], deste, foram criadas regras, aqui mostradas no formato Prolog para abstração do entendimento. Nestas regras, X diz respeito ao OA a ser analisado e a cada regra interpretada como verdadeira, acrescentamos um ponto ao estilo em questão.

De forma breve, no cabeçalho da regra, está descrito onde será somado um ponto após um dos valores dos testes baterem. E no corpo das regras, está descrito qual valor de qual campo deve ser analisado:

$Sensitivo(X) : -$	$TipoRecurso(X, diagrama);$
$Formato(X, audio);$	$TipoRecurso(X, grafico);$
$Formato(X, imagem);$	$TipoRecurso(X, figura);$
$Formato(X, texto);$	$TipoRecurso(X, narrativa);$
$Formato(X, video).$	$TipoRecurso(X, palestra).$

$Sensitivo(X) : -$	$Sensitivo(X) : -$
$Interatividade(X, expositivo).$	$Dificuldade(X, facil);$
	$Dificuldade(X, simples).$

$Sensitivo(X) : -$

<i>Intuitivo(X) : –</i> <i>TipoRecurso(X, auto – avaliacao).</i>	<i>Ativo(X) : –</i> <i>TipoRecurso(X, exercicio);</i> <i>TipoRecurso(X, simulacao);</i> <i>TipoRecurso(X, questionario);</i> <i>TipoRecurso(X, enunciadoDeProblema).</i>
<i>Intuitivo(X) : –</i> <i>Dificuldade(X, dificil);</i> <i>Dificuldade(X, complexo).</i>	
<i>Visual(X) : –</i> <i>Formato(X, imagem);</i> <i>Formato(X, video).</i>	<i>Reflexivo(X) : –</i> <i>Formato(X, audio);</i> <i>Formato(X, texto/html);</i> <i>Formato(X, video).</i>
<i>Visual(X) : –</i> <i>TipoRecurso(X, diagrama);</i> <i>TipoRecurso(X, grafico);</i> <i>TipoRecurso(X, figura).</i>	<i>Reflexivo(X) : –</i> <i>TipoInteracao(X, expositivo);</i> <i>TipoInteracao(X, misto).</i>
<i>Verbal(X) : –</i> <i>Formato(X, audio);</i> <i>Formato(X, texto);</i> <i>Formato(X, video).</i>	<i>Reflexivo(X) : –</i> <i>TipoRecurso(X, grafico).</i>
<i>Verbal(X) : –</i> <i>TipoRecurso(X, narrativa);</i> <i>TipoRecurso(X, palestra).</i>	<i>Sequencial(X) : –</i> <i>Estrutura(X, linear);</i> <i>Estrutura(X, hierarquico);</i> <i>Estrutura(X, atomico).</i>
<i>Ativo(X) : –</i> <i>TipoInteracao(X, ativo);</i> <i>TipoInteracao(X, misto).</i>	<i>Global(X) : –</i> <i>Estrutura(X, rede);</i> <i>Estrutura(X, colecao).</i>

Vale lembrar que o campo "Tipo de Recurso" é um campo complicado de se lidar, pois possui inúmeros valores que podem ser encontrados. Como solução, foi escolhido um subconjunto do padrão [IANA] para delimitar as palavras-chave que serão analisadas na recomendação.

Com as pontuações adquiridas, são feitas combinações observando-se, que apesar de um OA ser predominantemente "Sensitivo" ou "Intuitivo", "Verbal" ou "Visual", "Ativo" ou "Reflexivo", e "Global" ou "Sequencial", aqui, devemos saber que um Estilo não exclui o outro. Por exemplo, se um OA tem "Formato: áudio", "Interatividade: Expositivo", "Tipo de Recurso: Diagrama" e "Dificuldade: complexo", temos um OA com 3 pontos em "Sensitivo" e um ponto em "Intuitivo", em outras palavras, 75% "Sensitivo" e 25% "Intuitivo", dentro da dimensão onde pertencem estes Estilos de Aprendizagem, como também acontece no OA mostrado na Figura 1.

A próxima etapa a se concluir é, conseguir do sistema, as informações referentes ao perfil do estudante [Dorça et al. 2013], que segue, também, o mesmo padrão de porcentagens usado nos OA. A partir daí, pode-se dar início à Recomendação Automática dos Objetos de Aprendizagem. É realizado um cálculo de distância para se pontuar os OA, nesse caso, a distância foi calculada a partir da soma dos valores absolutos da diferença

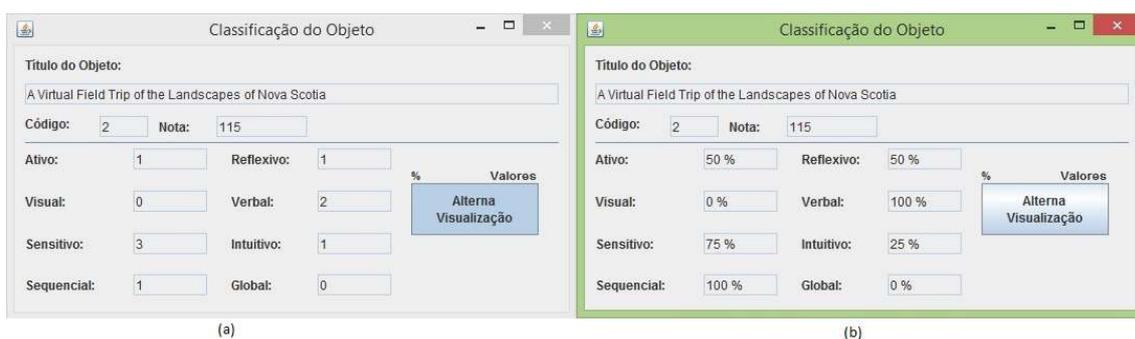


Figura 1. Exemplo de Mapeamento de pontos para porcentagem.

entre as probabilidades das dimensões do OA e do estudante.

Tabela 2. Exemplo de como pontuar OA para determinado estudante.

	Entrada		Processamento		Percepção		Entendimento	
	Visual	Verbal	Ativo	Reflexivo	Sensitivo	Intuitivo	Sequencial	Global
Estudante	75	25	30	70	60	40	15	85
Objeto de Aprendizagem	70	30	40	60	10	90	20	80
Diferença	5		10		50		5	
Soma da Diferença	70							

Na Tabela 2, está descrito um exemplo de como se configura um perfil de estudante utilizando o modelo abordado neste trabalho e um exemplo de classificação probabilística de um OA. A relação que é exemplificada nesta tabela, mostra que um OA que recebesse essa configuração, receberia uma nota de 70 pontos. Concluimos com esta pontuação que este OA terá uma chance maior de ser melhor aproveitado pelo estudante, representado na Tabela 2, a um OA que possuir uma nota acima de 70. Sendo assim, no ranque de OA, este OA estaria acima de um com nota superior a 70 e abaixo de um que tem uma nota menor que esta.

5. Resultados de Experimentos

Para realizar os experimentos, foi criado um protótipo (Figura 2) onde escolhido um Perfil Teste para o estudante, é feita uma lista de recomendações que não exclui nenhum Objeto, mas, coloca em uma posição mais elevada aqueles que se adequam melhor ao perfil do estudante escolhido para o teste (Exemplo de execução na figura 3).

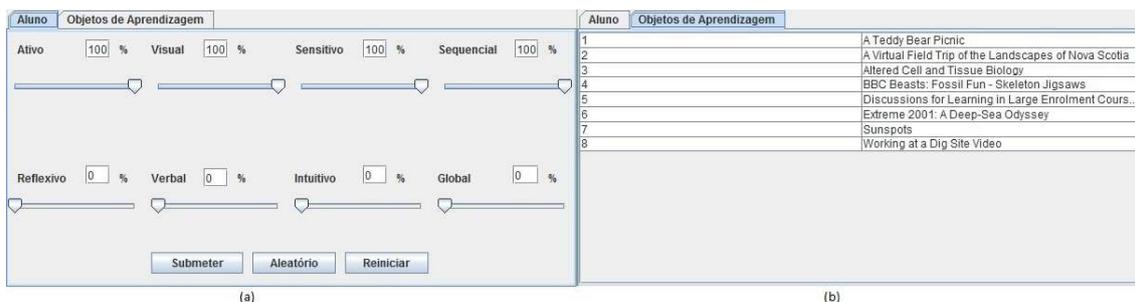


Figura 2. Representação de um Aluno no Protótipo.

A Figura 2a mostra, como é feita a representação dos estilos de aprendizagem do estudante no protótipo. Nele, é possível escolher a porcentagem para cada estilo, o sistema cuida para que a porcentagem não ultrapasse 100% dentro de cada dimensão. A Figura 2b mostra a aba do protótipo que lista os códigos e nomes dos metadados de OA que estão inseridos, por meio de arquivos XML, no sistema.

Nos testes, foram usados alguns Objetos Fictícios, afim de conseguir testar a abordagem de maneira mais prática. Os testes foram realizados da seguinte maneira: escolhia-se um perfil de estudante com uma determinada predominância, tomando exemplo da Figura 3a, Ativo/Visual/Sensitivo/Sequencial, e foram realizados testes com mais duas configurações diferentes, respeitando-se esta predominância. A partir daí, foram analisados os resultados e visto se: 1 - a similaridade entre a classificação do OA e o perfil do estudante era mais próxima que os OA em posições mais baixas na lista; 2 - se havia alguma mudança significativa ao se passar de uma configuração para outra dentro de uma mesma predominância.

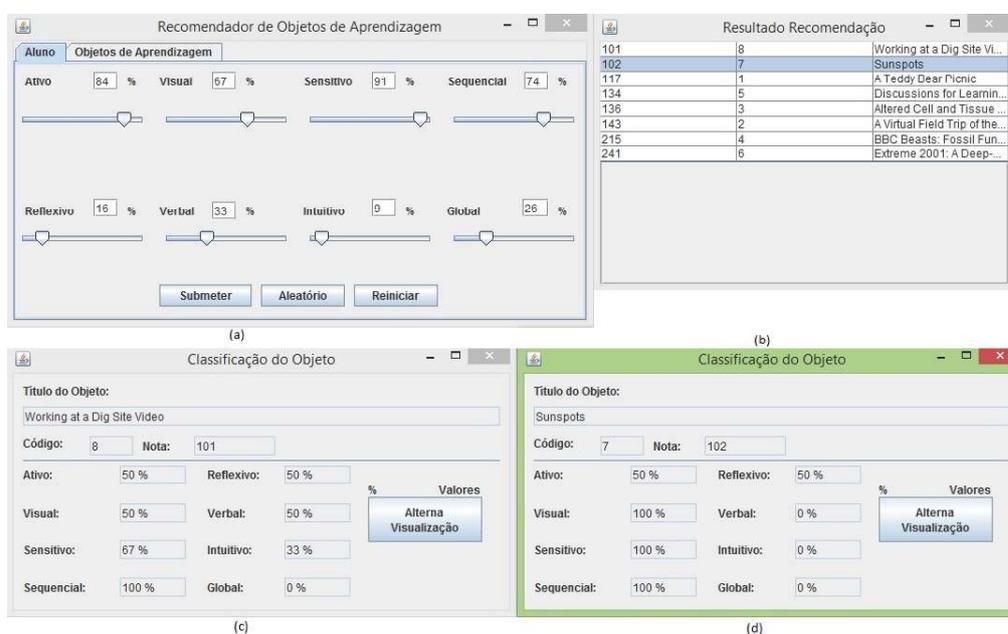


Figura 3. Exemplo de Resultado de Execução do Protótipo.

Na Figura 3a, está descrito um exemplo de perfil de estudante, em 3b, a lista já ranqueada e recomendada para o estudante 3a, e a primeira coluna da Tabela, mostra quantos pontos cada OA recebeu. A 3c, descreve as probabilidades de cada estilo do primeiro colocado da lista e, a 3d, faz o mesmo com o segundo colocado. A partir dessas informações, é possível confirmar que o primeiro colocado possui porcentagens mais próximas do estudante que o segundo colocado, porém, esta diferença é muito baixa, reparando-se na pontuação que cada um recebeu.

Todas as 16 combinações de EA [Dorça et al. 2013, Fernandes et al. 2012] foram testadas, cada combinação, testada com diferentes variações em suas porcentagens, para o mesmo conjunto de Objetos de Aprendizagem, para se analisar melhor o resultado obtido.

Os resultados dos testes em geral foram bastante limitados pelo pouco número de Objetos de Aprendizagem disponíveis para o teste, mas, devido ao grande número de tes-

tes realizados, os resultados mostraram-se promissores, notou-se que os piores resultados são os que contém Objetos de Aprendizagem com poucas informações, pois, desta forma, os Estilos adquirem valores muito altos na sua classificação, apesar disso, os valores dos que estavam mais acima da lista eram os esperados e observou-se também que, apesar de se manter a predominância dos estilos, uma variação dentro dela faz com que os OA deem saltos na lista, como podemos ver na Figura 4.

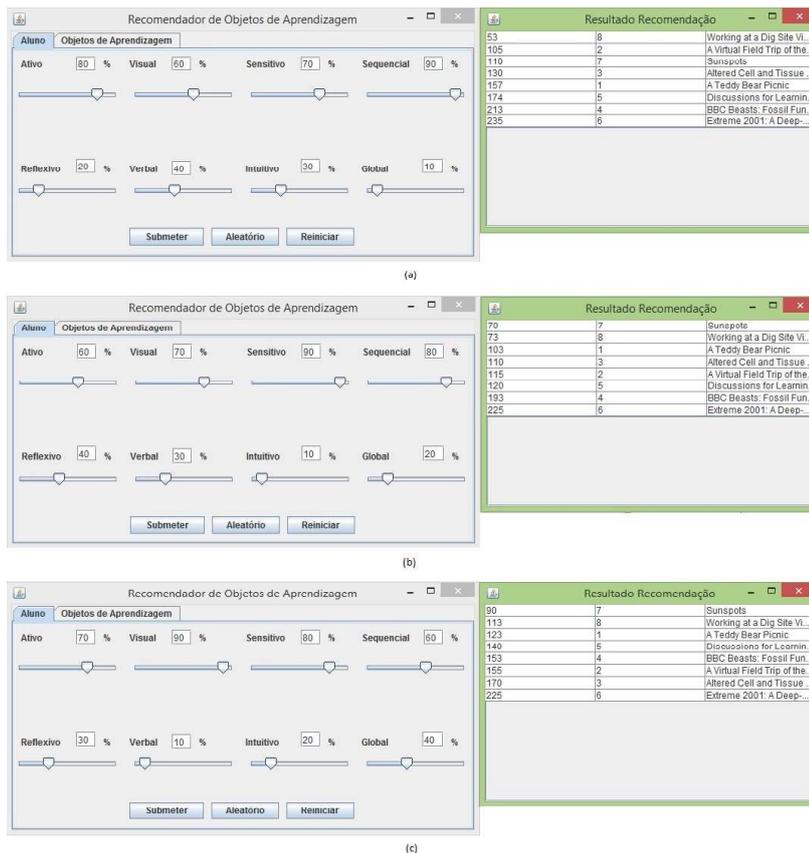


Figura 4. Exemplo de Diferenças na lista dependendo dos valores colocados para o perfil do estudante.

A Figura 4, mostra claramente os saltos realizados, repare que apesar de ser mantida a predominância Ativo/Visual/Sensitivo/Sequencial, na figura 4a, a ordem da lista a direita, não tem mesma ordem mostrada em 4b, que por sua vez, também é diferente de 4c. Isto ocorre, pois, este modelo não leva em consideração a predominância dos OA, mas a distância entre seus valores e os dos EA do estudante. Sendo assim, um cálculo é feito separadamente para cada busca realizada pelo estudante, e as "notas" dadas a cada OA difere de um aluno a outro.

Esta seção apresentou resultados de experimentos com o modelo de Recomendação de Objetos de Aprendizagem proposto neste trabalho. Como pôde-se observar, os resultados validam o modelo proposto, podendo este ser utilizado em ambientes virtuais de aprendizagem que forneçam um modelo do estudante baseado em Estilos de Aprendizagem.

6. Conclusão

É possível perceber, a partir deste trabalho, a importância de manter um certo padrão ao trabalharmos com Objetos de Aprendizagem, para assim, manter-se os preceitos descritos por [Wiley 2000] de conseguir reutilizar os OA em outros sistemas diferentes dos que foram inseridos na sua criação. Além disso, este trabalho utilizou um modelo não determinístico de representação dos Estilos de Aprendizagem, mas sim, um probabilístico. Isso aumentou o leque de possibilidades, pois, como foi mostrado nos experimentos, ao analisar um perfil de estudante somente por sua predominância, mas, sem levar em consideração o quão predominante é aquele estilo empregado a ele, não se consegue um acerto tão exato ao quando se leva em consideração a probabilidade relacionada a cada estilo, assim, a recomendação pode não se tornar tão exata quanto se espera.

O modelo apresentado mostrou-se potencialmente eficaz e pronto para testes com Objetos de Aprendizagem não-fictícios e com estudantes reais. Porém, estes OA necessitam ter certos campos de forma obrigatória para maior precisão, o que é outro grande problema, pois, muitas vezes, o autor pode não ver necessidade de acrescentar determinadas informações nos metadados dos OA.

Em trabalhos futuros, pretende-se integrar o modelo em um ambiente virtual de aprendizagem, como o Moodle[Rice 2011]. Implementar, também, uma abordagem colaborativa, onde os aprendizes podem acrescentar novos valores aos campos (estes, passíveis de avaliação do autor). Utilizar-se deste modelo, para a recuperação de objetos em repositórios existentes, onde se consiga realizar uma possível conversão deles para o formato descrito no padrão LOM, ou, pelo menos, retirar-se as informações necessárias para se trabalhar com eles de forma automática. Outro desafio é conseguir preencher, automaticamente e de forma eficiente, o máximo possível de campos dos metadados na criação dos OA.

Referências

- Casagrande, M. F. R., Kozima, G., and Willrich, R. (2013). Técnica de recomendação baseada em metadados para repositórios digitais voltados ao ensino. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 24.
- Cazella, S. C., Behar, P., Schneider, D., da Silva, K. K., and Freitas, R. (2012). Desenvolvendo um sistema de recomendação de objetos de aprendizagem baseado em competências para a educação: relato de experiências. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 23.
- Dorça, F. A., Lima, L. V., Fernandes, M. A., and Lopes, C. R. (2013). A new approach to discover students learning styles in adaptive educational systems. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 21(01):76.
- Duval, E. and Hodgins, W. (2003). A lom research agenda. In *WWW (Alternate Paper Tracks)*.
- Felder, R. M. and Silverman, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78(7):674–681.
- Fernandes, M. A., Lopes, C. R., Dorça, F. A., and Lima, L. V. (2012). A stochastic approach for automatic and dynamic modeling of students learning styles in adaptive edu-

- cational systems. *Informatics in Education-An International Journal*, (Vol11_2):191–212.
- Ferreira, L. G. A., Gluz, J. C., and Barbosa, J. L. V. (2012). Um modelo multiagente para recomendação de conteúdo educacional em um ambiente ubíquo. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 23.
- Graf, S., Ives, C., et al. (2010). A flexible mechanism for providing adaptivity based on learning styles in learning management systems. In *Advanced Learning Technologies (ICALT), 2010 IEEE 10th International Conference on*, pages 30–34. IEEE.
- Graf, S., Lan, C. H., Liu, T.-C., and Kinshuk, K. (2009). Investigations about the effects and effectiveness of adaptivity for students with different learning styles. In *Advanced Learning Technologies, 2009. ICALT 2009. Ninth IEEE International Conference on*, pages 415–419. IEEE.
- Hodgings, W. and Duval, E. (2002). Ieee Itsc learning object meta-data lom_1484_12_1_v1_final_draft.
- IANA. Iana media types. <http://www.iana.org/assignments/media-types/media-types.xhtml>.
- Júnior, L. J., Mendes Neto, F. M., and da Silva, L. C. N. (2012). Uma abordagem baseada em algoritmo genético para recomendação de objetos de aprendizagem sensível ao contexto do estudante. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 23.
- Primo, T. T., Vicari, R. M., and da Silva, J. M. C. (2010). Rumo ao uso de metadados educacionais em sistemas de recomendação. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 1.
- Resende, D. (2013). Personalização em sistemas de ensino à distância com base no mapeamento de estilos de aprendizagem em objetos de aprendizagem. Trabalho de Conclusão de Curso de Ciência da Computação. Faculdade de Computação, Universidade Federal de Uberlândia - Minas Gerais.
- Rice, W. (2011). *Moodle 2.0 E-Learning Course Development*. Packt Publishing Ltd.
- Silva, D. H. and Dorça, F. A. Em direção a uma abordagem híbrida para personalização automática do processo de ensino em sistemas adaptati-vos e inteligentes para educação a distância: Uma análise experimental.
- Warpechowski, M. (2011). Obtenção de metadados de objetos de aprendizagem no adaptweb.
- Wiedemann, T., Barbosa, J. L., and Rigo, S. J. (2013). Um modelo para recomendação de objetos de aprendizagem baseado em similaridade de sessões. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 24.
- Wiley, D. (2000). Learning object design and sequencing theory.
- Zaina, L. A., Bressan, G., Cardieri, M. A. A., and Rodrigues Júnior, J. F. (2012). e-lors: Uma abordagem para recomendacao de objetos de aprendizagem. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 20(1):04.