

MODELO DE RECOMENDAÇÃO COM BASE NO ESTILO DE APRENDIZAGEM DO ALUNO

Grace Borges¹, Itana Stiubiener²

¹UFABC/PPGEI, grace.borges@ufabc.edu.br

²UFABC/CMCC, itana@ufabc.edu.br

Resumo – A aprendizagem por meio de redes eletrônicas é uma realidade, seja como apoio a modalidade presencial ou à distância. Muitas são as ferramentas e ambientes utilizados para disponibilização de materiais didáticos, atividades, avaliações e outros recursos relacionados ao aprendizado de determinado assunto. Porém, apesar da facilidade de compartilhamento de conhecimento, o excesso de informação disponível, combinado às diferentes necessidades dos indivíduos, tais como suas preferências e estilo de aprendizagem, pode desviar o foco do aluno daquilo que é mais relevante para seu aprendizado. Portanto, vem crescendo o uso de Sistemas de Recomendação (SR) em ambientes educacionais, de modo a prover o aluno com informações e materiais que sejam relevantes ao processo do ensino-aprendizagem e que ao mesmo tempo atendam ao seu perfil. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar um sistema que recomenda objetos de aprendizagem ao aprendiz com base em três aspectos: o assunto que o mesmo deseja aprender, suas preferências pessoais e seu estilo de aprendizagem. Assim, possibilitamos que um estudante otimize seu tempo de acesso a recursos educacionais que mais se adaptem ao seu perfil.

Palavras-chave: Sistemas de recomendação, objeto de aprendizagem, estilo de aprendizagem, padrão IEEE LOM

Abstract – Learning using computer networks is a reality, either as support for classroom learning, whether in distance learning (DL). There are many tools and environments used to provide instructional materials, activities, exams and other learning resources related to a particular subject. However, despite the ease of knowledge sharing, the excess of information available, combined the different needs of individuals, such as their preferences and their learning style, can deviate the focus of the student of what is most relevant to their learning. Therefore, there is an increasing use of Recommender Systems (RS) in educational context, in order to provide the student with information and materials that are relevant to the teaching-learning process and at the same time attend to the his/her profile. In this context, the goal of this paper is to present a system that recommends learning objects (LO) to the learner based on three aspects: the subject that the student wishes to learn, his/her personal preferences and his/her learning style. Thus, it is possible that a student optimize his/her time to access educational resources that are suited to his/her profile.

Keywords: Recommendation systems, learning object, learning style, IEEE LOM standard.

1. Introdução

A aprendizagem por meio de redes eletrônicas é uma realidade, seja como apoio a modalidade presencial ou à distância. Muitas são as ferramentas e ambientes utilizados para disponibilização de materiais didáticos, atividades, avaliações e outros recursos relacionados ao aprendizado de determinado assunto. Essa grande quantidade de serviços e materiais e educacionais disponíveis pode enriquecer a aprendizagem dos indivíduos, porém, esse mesmo volume de informações pode ter efeito contrário, pois se torna cada vez mais difícil selecionar os recursos educacionais adequados às necessidades de cada aprendiz.

A personalização de ambientes de aprendizagem eletrônica de acordo com as preferências do aprendiz tem sido um tema amplamente estudado. Dentro dessa abordagem, vem crescendo o uso de Sistemas de Recomendação (SR), que tem como objetivo prover o aluno com informações e materiais que sejam relevantes ao processo do ensino-aprendizagem e que ao mesmo tempo atendam ao seu perfil (Zaina, 2012).

Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar um sistema que recomenda objetos de aprendizagem (OAs) ao aprendiz com base em três aspectos: o assunto que o mesmo deseja aprender, suas preferências pessoais e seu estilo de aprendizagem. Objetos de aprendizagem são entidades que podem ser utilizadas para aprendizagem, educação ou treinamento (IEEE, 2004). Em ambientes de aprendizado eletrônico nos quais se deseja oferecer atividades didáticas adaptadas às especificidades do aprendiz, uma maior granularidade dos objetos de aprendizagem facilita o reuso e a adaptação do material às necessidades e características individuais dos aprendizes (Stiubiener, 2005).

O perfil do aprendiz pode ser descrito a partir de vários domínios, como modelos pedagógicos, nível de conhecimento, forma de apresentação estética, forma de apresentação midiática, etc. Porém, humanos, ao tomarem decisões tendem a usar informações adicionais relacionadas a habilidades sociais e psicológicas, tais como, traços de personalidade e emoção, de modo que cada indivíduo pode se encaixar em diferentes estilos de aprendizagem. Assim, tais habilidades devem ser devidamente consideradas ao modelarmos o perfil do aprendiz em um sistema de recomendação (Cazella et al, 2010). Para isso será utilizado como base para este trabalho o modelo de aprendizagem baseado nos inventários de Felder e Soloman (Bativa, 2011) podendo, porém, ser facilmente expandido para outros modelos de aprendizagem.

Várias são as abordagens para personalização de ambientes educacionais (Brusilovsky e Peylo 2003), porém, os Sistemas de Recomendação vêm se destacando por serem capazes de identificar automaticamente conteúdos apropriados para cada indivíduo com base em suas características (Cazella et al, 2009). Este artigo descreve um modelo para sistemas de recomendação que possibilita sugerir objetos de aprendizagem relevantes para o estudante com foco no

seu estilo de aprendizagem. A principal contribuição deste artigo é apresentar este modelo bem como sua aplicação e avaliação junto a uma turma da graduação.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: a seção 2 estende a discussão sobre o conceito de estilo de aprendizagem, enfatizando suas implicações no desenvolvimento de um sistema de recomendação; a seção 3 apresenta a técnica de Filtragem baseada em utilidade aplicada a sistemas de recomendação; a seção 4 descreve em detalhes o sistema proposto; a seção 5 apresenta a validação do sistema; a seção 6 discute sobre os trabalhos anteriores relacionados ao tema e a seção 7 apresenta conclusões e propostas para trabalhos futuros.

2. Estilo de Aprendizagem

Entende-se por estilo de aprendizagem “um conjunto de condições por meio do qual os indivíduos concentram-se, absorvem, processam e transformam uma informação em conhecimento, ou seja, são certas preferências na forma de captar, organizar e transformar a informação para facilitar a sua compreensão” (Almeida, 2010). Por hipótese, quanto mais conhecermos o nosso usuário, temos melhores condições de oferecer-lhes objetos de aprendizagem não só adequados ao seu nível de conhecimento ou interesses pessoais, como também, ao seu estilo pessoal de aprendizagem.

Existem diversos modelos de estilos de aprendizagem, elaborados por diferentes autores, que podem ser usados na identificação do perfil do aluno. Cada um desses autores apresenta uma concepção diferente de estilos de aprendizagem e, a partir dessa concepção, elabora modelos explicativos, dentre os quais, destaco três: Felder e Soloman, Keirse e Bates e Inteligências múltiplas de Gardner. Tais modelos foram utilizados no trabalho de Bativa (2011) que desenvolveu uma ferramenta para a identificação de perfis de aprendizes (FIPA¹) para a área educacional. Esta ferramenta foi disponibilizada aos alunos durante a avaliação do sistema de recomendação aqui proposto, permitindo que os mesmos identificassem seus estilos de aprendizagem. O trabalho aqui apresentado baseia-se no modelo Felder e Soloman, porém, pode ser facilmente adaptado aos demais.

O modelo desenvolvido por Felder e Soloman tem o propósito de auxiliar no processo de aprendizagem buscando representar as preferências que estudantes apresentam, definindo as formas de receber, processar, perceber e organizar a informação. Este modelo contempla as seguintes dimensões:

(1) dimensão de processamento – informa como o estudante prefere processar a informação: Ativamente (engajamento físico em atividades, discussões) ou Reflexivamente (através da introspecção);

(2) dimensão de percepção – indica qual tipo de informação o estudante prefere receber: Sensorial (fatos, dados experimentais) ou Intuitiva (teorias,

¹ <http://fipa.ufabc.edu.br/>

informação simbólica, modelos matemáticos);

(3) dimensão de entrada ou retenção – aponta qual tipo de informação sensorial é mais efetivamente percebida: visual (figura, diagrama, gráfico etc.) ou verbal (explicação escrita e/ou falada) - visual/verbal;

(4) dimensão organização – responde como o estudante prefere progredir dentro do curso: Sequencialmente (progressão lógica e linear do conteúdo) ou Globalmente (visão geral do todo e grandes saltos);

Tais características são utilizadas diretamente para compor o perfil do usuário de sistema e são utilizadas pelo algoritmo de recomendação para calcular e indicar os objetos de aprendizagem mais relevantes para o estudante de acordo com seu estilo de aprendizagem. A próxima seção apresenta o conceito de sistemas de recomendação.

3. Sistemas de Recomendação

Os Sistemas de Recomendação são grandes aliados da personalização de sistemas computacionais, principalmente na web, pois são capazes de identificar preferências e sugerir itens relevantes para cada usuário, de acordo com a análise de seu comportamento (navegação, consulta e/ou compra), preferências, entre outros aspectos (Cazella et al. 2010). No caso de sistemas educacionais os itens recomendados podem ser OAs e os aspectos relevantes do usuário dizem respeito a seu perfil educacional, como por exemplo, o estilo de aprendizagem.

Diferentes técnicas são aplicadas nos sistemas de recomendação para que os conteúdos mais adequados para seus usuários sejam encontrados. Em (Burke, 2002), por exemplo, diferentes algoritmos de recomendação são comparados quanto a sua utilização e desempenho. Neste trabalho, nosso foco é a técnica de Filtragem Baseada em Utilidade, uma técnica que se baseia no cálculo da utilidade de cada objeto para o usuário. Sua vantagem está em não depender da existência de outros usuários com gostos similares ao do aprendiz em questão (Filtragem Colaborativa) ou mesmo da existência de um histórico de itens que o usuário já se interessou no passado e o sistema, ao identificar este padrão, recomenda itens semelhantes (Filtragem por conteúdo).

3.1. Filtragem baseada em utilidade

Este tipo de técnica não tenta construir generalizações de longo prazo sobre os seus usuários, mas sim basear os seus pareceres sobre a avaliação da combinação entre as necessidades de um usuário e o conjunto de itens disponíveis. Para isso as recomendações são feitas de acordo com um cálculo da utilidade de cada objeto para o determinado usuário (Burke, 2002).

A principal dificuldade dessa técnica está em criar a função utilidade, que é específica de cada sistema. No caso do sistema de recomendação de Objetos de Aprendizagem, é proposta uma função utilidade baseada no grau de similaridade

entre os principais campos de informações educacionais do AO (Padrão IEEE-LOM) e as características referentes ao estilo de aprendizagem do aluno (modelo Felder-Soloman), cuja lógica será apresentada nas subseções a seguir.

3.2. Cálculo do coeficiente de similaridade

Para definir o quanto um objeto é indicado ou não para determinado estilo de aprendizagem, é importante definirmos critérios que indiquem que os atributos do objeto avaliado são adequados às características do perfil do aluno. Para isso, utilizamos o conceito de proximidade ou distância, usado para se referir a medidas de semelhança ou diferença entre objetos a partir de uma função da proximidade ou distância entre os atributos correspondentes dos dois objetos.

Informalmente, a diferença entre dois objetos é uma medida numérica do grau no qual os dois objetos são diferentes. Conseqüentemente as diferenças são menores para pares de objetos que sejam mais semelhantes. Frequentemente o termo distância é usado como sinônimo de diferença. As diferenças às vezes caem no intervalo [0, 1], sendo 0 a semelhança completa e 1 objetos sem semelhança, mas é comum que variem de 0 a infinito (Tan; Steinbach; Kumar; 2009).

3.2.1. Diferenças entre Objetos de Dados

A proximidade de objetos com um número de atributos é geralmente definida pela combinação das proximidades de atributos individuais. Dentre as diversas métricas de distância, uma das mais comuns para distância entre objetos com n dimensões é a distância de Minkowski, dada pela equação (1):

$$d(x, y) = (\sum_{k=1}^n (|x_k - y_k|)^r)^{1/r} \quad (1)$$

Onde,

n : número de dimensões do objeto

x_k : dimensões do objeto x , que no caso do sistema aqui proposto, representa o objeto de aprendizagem

y_k : dimensões do objeto y , que no sistema proposto representa o perfil do aprendiz.

$x_k - y_k$: representa a distância entre atributos simples, que no caso do sistema aqui proposto valor foi mapeado para o intervalo de 0 a 1, sendo 0 o valor correspondente a total semelhança e 1 a total diferença entre os atributos.

r : parâmetro que pode variar de 1 a infinito, definindo assim os seguintes casos particulares de métricas:

$r = 1$. Distância de Manhattan, que é utilizada na função utilidade do sistema proposto;

$r = 2$. Distância Euclidiana.

3.2.2. Medidas de distância entre Objetos de Aprendizagem (OA) e o Estilo de Aprendizagem (EA)

A proposta é utilizarmos o mapeamento dos possíveis valores dos atributos dos objetos de aprendizagem (IEEE-LOM) em atributos do estilo de aprendizagem (Felder-Soloman) combinando-os conforme equação (1).

Dentre os atributos dos OAs padrão IEEE-LOM, identificamos aqueles de maior relevância para fazermos a correlação com as diferentes dimensões do estilo de aprendizagem Felder-Soloman.

Atributo	Valores possíveis	Tamanho
Formato	Vídeo; texto; áudio.	CharString[500]
Tipo Interatividade	Ativo; expositivo; misto.	1 item
Nível Interatividade	Muito baixa; baixa; média; alta; muito alta	1 item
Tipo de Recurso	Simulação; Exercício; etc...	Até 10 itens

Tabela 1 – Atributos do OA – padrão IEEE-LOM relevantes ao estilo de aprendizagem do aluno

Tais campos são mapeados para atributos ordinais, permitindo determinar a similaridade como campos do perfil de aprendizagem do aluno (dimensões entrada, processamento e percepção). Os campos comparados geram 6 valores (de d1 até d6) representando a distância entre pares de atributos conforme apresentado a seguir.

- $d1 = d(\text{Formato} - \text{Entrada})$ = cálculo da distância entre o atributo Formato do OA avaliado e o valor da dimensão Entrada do perfil do Aluno;
- $d2 = d(\text{Nível de Interatividade} - \text{Processamento})$ = cálculo da distância entre atributo Nível de Interatividade do OA avaliado e o valor da dimensão Processamento do perfil do Aluno;
- $d3 = d(\text{Tipo de Interatividade} - \text{Percepção})$ = cálculo da distância entre o atributo Tipo de Interatividade do OA avaliado e o valor da dimensão Percepção do perfil do Aluno;
- $d4 = d(\text{Tipo de Recurso} - \text{Entrada})$ = cálculo da distância entre o Tipo de Recurso do OA avaliado e o valor da dimensão Entrada do perfil do Aluno (visual ou verbal).
- $d5 = d(\text{Tipo de Recurso} - \text{Processamento})$ = cálculo da distância entre o Tipo de Recurso do OA avaliado e o valor da dimensão Processamento do perfil do Aluno (sensorial ou intuitivo)
- $d6 = d(\text{Tipo de Recurso} - \text{Percepção})$ = cálculo da distância entre o Tipo de Recurso do OA avaliado e o valor da dimensão Percepção do perfil do Aluno (ativo ou reflexivo).

As distâncias aqui calculadas foram mapeadas para gerar um valor entre 0 e 1, onde o valor 0 correspondente a total semelhança e 1 a total diferença entre os atributos comparados.

Após o cálculo das distâncias de d_1 a d_6 , a função utilidade é definida a partir da combinação dos mesmos com base na distância de Manhattan, ou seja, realizando a somatória de todos os valores encontrados, gerando um valor que, quanto mais próximo de 0, indica maior relevância do material enquanto que o valor mais próximo de total de índices gerados, no caso são 6, indicará que o material é menor relevância, conforme apresentado na fórmula (2).

$$d(OA, EA) = d_1 + d_2 + d_3 + d_4 + d_5 + d_6 \quad (6)$$

Sendo,

- OA = Características do Objeto de Aprendizagem a ser recomendado;
- EA = Características do Estilo de Aprendizagem do Aluno para o qual o OA está sendo recomendado;
- $d(OA, EA)$ mínimo = 0 → representa semelhança total entre os atributos, ou seja, objeto altamente recomendado.
- $d(OA, EA)$ máximo = 6 → representa nenhuma semelhança entre os atributos, ou seja, objeto menos recomendado para este aluno.

4. O Sistema Proposto

A figura 1 apresenta a arquitetura do sistema que tem como objetivo recomendar objetos de aprendizagem tendo como base, além do assunto desejado e preferências pessoais, o estilo de aprendizagem do aprendiz. Cada processo identificado na figura 1 é detalhado a seguir:

1) Administrador do sistema, ou docente deve cadastrar os OAs no repositório local que serão utilizados na busca e Recomendação. Para OAs proveniente de repositórios na Web, o administrador deve fazer a cópia e conversão para os OAs da web para repositório local.

2) O aprendiz deve cadastrar-se no sistema, fornecendo os dados referentes a seu perfil pessoal.

3) As informações pertinentes ao perfil de aprendizagem podem ser fornecidas pelo sistema FIPA ou pelo próprio aprendiz.

4) Após os devidos cadastrados preenchidos, o aprendiz pode solicitar a recomendação de OAs sobre determinado assunto de seu interesse. O sistema deve se realizar a busca no repositório local.

5) Esta etapa é opcional, onde são realizadas filtragens com base em preferências do aprendiz como: idioma, restrição tecnológica, idade, dentre outras.

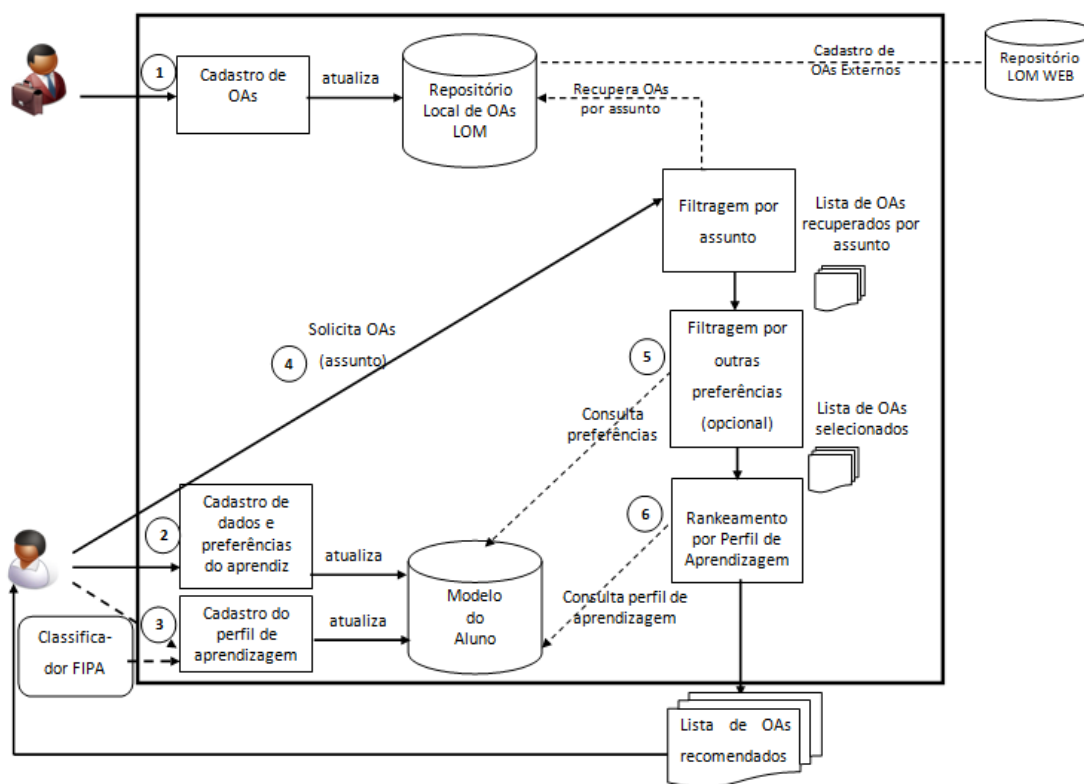


Figura 1 – Arquitetura proposta para Recomendação de OAs

6) A lista de OAs selecionada será organizada pelo grau de recomendação, com base no perfil de aprendizagem do aluno, dando maior prioridade ao Objeto mais relevante ao perfil para o menos relevante.

Esta solução propõe que o estilo de aprendizagem seja usado para ordenar os itens recomendados ao invés de selecioná-los ou eliminá-los. Isso permite que todos os objetos sobre o assunto solicitado sejam exibidos, mesmo se houver pouca aderência ao estilo de aprendizagem do aluno aos objetos disponíveis no repositório. A vantagem é que o sistema permite ao aluno optar por usar ou não os itens recomendados apesar da baixa relevância, diferentemente do uso de filtros, que pode deixar o aluno com poucas opções ou mesmo sem nenhuma opção.

5. Validação do Sistema

Para avaliação do sistema aqui proposto foi desenvolvido um protótipo chamado em linguagem ASP.NET acessando SGBD MySQL. O mesmo foi submetido a avaliação por uma turma de 22 alunos da disciplina de Linguagem de Programação em C do curso de Análise e Desenvolvimento de Sistemas de uma Faculdade de Tecnologia em SP. Tal disciplina é ministrada no 2º semestre do curso.

Durante o período de 10 dias consecutivos, a turma teve acesso ao sistema com o objetivo de consultar e utilizar os materiais disponíveis para a disciplina. Os alunos foram orientados que a cada recomendação, após download/uso do material, os mesmos avaliassem o grau de satisfação da recomendação feita pelo sistema, utilizando a escala apresentada na tabela 3. Seguem os resultados da avaliação.

Total de usuários cadastrados	22
Total de recomendações realizadas no período	114
Total de recomendações avaliadas	23

Tabela 2 – Tabela resumo de acesso e uso do sistema

Observando este resumo, é possível perceber que, apesar do uso expressivo do sistema (média de 5 buscas por aluno) apenas 20% de tais recomendações foram avaliadas (apenas 1 a cada 5).

Porém, dentre as recomendações avaliadas, segue na tabela 3 o grau de satisfação registrado pelos alunos, demonstrando que o material recomendado está aderente ao perfil de aprendizagem do aluno na maioria dos casos (95,7%).

Grau de Satisfação do aluno	Qtde avaliações	%
Muito satisfeito	12	52,2%
Satisfeito	10	43,5%
Pouco satisfeito	1	4,3%
Insatisfeito	0	0%

Tabela 3 – Grau de satisfação com as recomendações

6. Trabalhos Relacionados

A seguir são apresentados alguns dos principais sistemas de recomendação no contexto educacional retratados na literatura e que de alguma forma influenciaram o sistema proposto neste trabalho.

O sistema LORSys proposto em (Ferreira, 2010) tem como objetivo sugerir objetos de aprendizagem no formato SCORM para o MOODLE aos seus usuários, utilizando as técnicas de filtragem colaborativa e baseada em conteúdo. O MOODLE armazena informações sobre a utilização dos objetos de aprendizagem por parte dos usuários, proporcionando as informações necessárias para a utilização da filtragem colaborativa. Os objetos de aprendizagem no padrão SCORM possuem metadados

que o descrevem, proporcionando informações suficientes para a utilização da técnica baseada em conteúdo. Apesar de a solução apresentada recomendar materiais didáticos com base no perfil do usuário, este perfil é construído a partir da interação com os objetos de aprendizagem disponíveis no ambiente virtual. Ou seja, não foi utilizado nenhum modelo de estilos de aprendizagem para descrever as características e possíveis preferências deste aprendiz no seu processo de aprendizagem. Uma desvantagem desta solução pode se apresentar quando ocorrer à entrada de novos alunos no sistema - por exemplo, se o sistema for usado para novas turmas ou cursos - pois não existem históricos de interação dos usuários com os itens para gerar recomendações de itens similares, seja na filtragem por conteúdo ou por colaboração (Burke, 2002).

No trabalho apresentado por Ferro (Ferro et al 2011) também é utilizada uma abordagem híbrida para o modelo de sistema de recomendação de materiais didáticos aos usuários de um Ambiente Virtual de Aprendizagem, de maneira que os materiais sugeridos sejam compatíveis com os perfis de seus usuários.

O modelo adotado combina as técnicas de filtragem baseada em conteúdo, filtragem colaborativa e recomendação não personalizada, que sugere itens com base nas avaliações dos itens feitas por outros usuários (Schafer et al., 1999). Para isso o perfil do aluno foi construído com base no preenchimento de informações sobre suas áreas de interesse, que depois foram classificadas e agrupadas por assuntos. A cada área informada o sistema atribui um peso de importância que inicialmente será igual a um. Esse peso é incrementado ao passo que o aluno interage com as recomendações e com os materiais disponíveis na biblioteca do sistema. o modelo proposto, que foi testado a partir de um protótipo desenvolvido para plataforma Moodle, versão 1.9.9, codificado em linguagem de programação PHP e Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD) MySQL.

Tal solução apresenta a vantagem de combinar técnicas que podem melhorar a resposta da recomendação dos itens, porém, da mesma forma que a filtragem colaborativa e a baseada em conteúdo, a qualidade da recomendação não personalizada depende dos itens terem sido avaliados por algum usuário, nesse caso, o problema pode ser que muitos itens nunca tenham sido avaliados, ou por que são novos, ou por que ninguém se interessou em avaliá-lo.

Também é possível observar a aplicação de Sistema de Recomendação (SR) no trabalho desenvolvido por Primo e Vicari (Primo e Vicari 2011, 2012), que apresenta uma infraestrutura de sistema de recomendação para o material educativo descritos utilizando metadados. O material educativo, diferentemente de músicas ou até mesmo filmes, é desenvolvido de modo a atender às diversas estratégias pedagógicas e estilos de aprendizagem entre outras características que compõem o processo ensino/aprendizagem. Devido à sua natureza complexa, Primo e Vicari afirmam que é comum que o material educativo tenha associado informações de metadados e, para lidar com isso, propõe uma infra-estrutura de SR que incide sobre o pós-processamento das recomendações feitas por qualquer técnica de

recomendação tradicional como, por exemplo, para pós-processamento da saída de um algoritmo de Filtragem Colaborativa (FC). Esta premissa foi baseada no fato de tais pesquisadores quererem reutilizar algoritmos de sucesso de diferentes domínios de entretenimento, porém, considerando os diferentes aspectos do domínio educacional. Raciocínio sobre as informações de metadados e saídas de filtragem de SR é o conceito-chave do trabalho apresentado.

Essas definições foram aplicadas ao Lassique, que é um SR para apoiar os professores através de atividades de ensino/aprendizagem. Para a definição do esquema de metadados, foi escolhido o padrão OBAA – derivado do padrão IEEE LOM – que além de abranger aspectos pedagógicos, fornece interoperabilidade entre plataformas de hardware contextualizadas com o domínio educacional brasileiro, incluindo Televisão Digital, dispositivos móveis e Internet. Para descrever os perfis de usuário, foi utilizado o padrão Web Semântica FOAF (amigo de um amigo) com extensões herdadas do OBAA para cumprir com o domínio educacional.

Apesar de este trabalho modelar o perfil do aluno baseado em suas características educacionais, o mesmo apresenta uma proposta de recomendação híbrida com algoritmos de filtragem baseada em conteúdo, filtragem colaborativa e Web Semântica para determinar os OAs a serem recomendados, ou seja, tem como base informações a cerca de alunos com perfis similares, e provavelmente, com gostos similares também para recomendar o mesmo tipo de objeto. Porém, segundo Burke (2002), tais algoritmos podem ter baixa qualidade na recomendação, pois dependem de grande conjunto de dados histórico para realizar boas recomendações. Ou seja, semelhante aos trabalhos anteriores, podemos ter baixa qualidade de recomendação em casos de novos usuários, o que não ocorre com a Filtragem baseada em Utilidade (Burke, 2002).

O trabalho de Zaina et al (2012) apresenta uma metodologia para a recomendação de conteúdo eletrônico baseada no relacionamento entre perfis e objetos de aprendizagem. Nessa proposta, perfis de aprendizagem são descritos por dimensões discretas de maneira a atender diferentes perspectivas de preferência do estudante. A metodologia de recomendação usa estas dimensões para filtrar os objetos de aprendizagem mais adequados ao estudante a partir os OAs disponíveis em dado repositório descrito pelo padrão IEEE LOM.

Para abordar o estilo de aprendizagem do aluno foi utilizado o modelo de estilos de aprendizagem de Felder e Silverman (1988) e foi determinada a relação entre as preferências definidas no modelo do aluno com as categorias descritoras dos objetos de aprendizagem do padrão IEEE-LOM. Apesar da metodologia de recomendação se basear no estilo de aprendizagem dos alunos, foram observadas algumas limitações:

i) O sistema proposto não apresenta possibilidade de configuração da relação entre os objetos de aprendizagem e o perfil do aluno, deixando o sistema rígido e pré-definido quanto a relevância de determinado objeto para determinado perfil;

ii) Como o perfil de estilo de aprendizagem do aluno é utilizado para filtrar os objetos, existe a possibilidade do sistema não ter objetos desenvolvidos para determinado perfil, correndo o risco de não recomendar nenhum OA ou mesmo recomendar poucas opções de OAs. Dessa maneira, o docente ou responsável pela criação dos recursos deve preocupar-se em disponibilizar OAs para todos os perfis previstos a partir do modelo adotado.

iii) Esta solução está vinculada a apenas um modelo de estilo de aprendizagem, no caso, Felder-Silverman.

Tais limitações foram fonte de motivação para o desenvolvimento do sistema apresentado por este trabalho, que busca dar uma solução aos pontos aqui elencados.

7. Conclusão

O principal objetivo desta pesquisa foi possibilitar a recomendação de objetos de aprendizagem aos alunos com o intuito de auxiliar os alunos a terem acesso a materiais educacionais relacionados ao seu estilo de aprendizagem.

Importante ressaltar que o modelo aqui proposto é flexível, pois permite a configuração dos valores utilizados para o cálculo da função utilidade e também permite facilmente a adaptação para outros modelos de estilo de aprendizagem.

Outra contribuição foi o uso da Filtragem baseada em Utilidade, permitindo que o sistema realize as recomendações sem necessidade de coletar histórico de longo prazo sobre comportamentos dos usuários.

Através dos experimentos realizados com uma turma de alunos da graduação em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, pôde-se verificar o alto grau de satisfação dos alunos quanto à recomendação dos Objetos de Aprendizagem de acordo com seus estilos de aprendizagem.

Como trabalhos futuros destacam-se: confrontar este sistema de recomendação com outros, comparando os resultados encontrados; ampliar a solução aqui apresentada incorporando outros modelos de estilo de aprendizagem.

Referências

- ALMEIDA, K.R. Descrição e análise de diferentes estilos de aprendizagem. *Revista Interlocução*, v. 3, n. 3, p. 38-49, mar./out. 2010.
- BURKE, R. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4):331-370, 2002.
- BATIVA, G. B. Ferramenta de Identificação de Perfis de Aprendizes. *Dissertação de Mestrado*. PPGEI. UFABC – Santo André – SP, 2011

- BRUSILOVSKY, P., PEYLO, C. Adaptive and intelligent Web-based educational systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. V. 13, P. 159–169, 2003
- CAZELLA S. C., NUNES, M. A. S. N., REATEGUI, E. A . A. A Ciência Da Opinião: Estado Da Arte Em Sistemas De Recomendação. *Jai: Jornada de Atualização em Informática da SBC*. Rio De Janeiro: Editora Da Puc Rio, V. , P. 161-216, 2010
- CAZELLA, S. C.; REATEGUI, E.; MACHADO, M.; BARBOSA, J. Recomendação de Objetos de Aprendizagem Empregando Filtragem Colaborativa e Competências. In: *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, 2009
- FELDER, R. M.; SILVERMAN, K. L. Learning and Teaching Styles. In: *Engineering Education. Journal of Engineering Education*. 78 (7): 674-681, 1988.
- FERREIRA, V. H. AND RAABE, A. L. A. LORSys – Um Sistema de Recomendação de Objetos de Aprendizagem SCORM, *RENTE - Revista Novas Tecnologias na Educação, CINTEDUFRGS*, ISSN 1679-1916, v. 8, n.2 , 2010.
- FERRO, M. R. C., DO NASCIMENTO JR, H. M., PARAGUAÇU, F., COSTA, E. B., MONTEIRO, L. A. L. Um Modelo de Sistema de Recomendação de Materiais Didáticos para Ambientes Virtuais de Aprendizagem. *Anais do SBIE 2011*, P. 810-819, 2011.
- IEEE (2004). IEEE Standard for Learning Object Metadata (IEEE Draft P1484.12.3/D2). Abril, 2004. Disponível em: http://ltsc.ieee.org/wg12/files/IEEE_1484_12_03_d2.pdf Acessado em 26 de novembro de 2012.
- PRIMO, T.T., VICARI, R. M. A Recommender System that Allows Reasoning and Interoperability over Educational Content Metadata. *Proceedings of The 11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies ICALT'11*. P. 598-599, 2011.
- PRIMO, T.T., VICARI, R. M., BERNARDI, K. S. User Profiles and Learning Objects as Ontology Individuals to Allow Reasoning and Interoperability in Recommender Systems. *Proceedings of the 2012 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, p.1-9, 2012.
- SCHAFFER, J. B.; KONSTAN, J.; RIEDL, J. Recommender Systems in E-Commerce. *Electronic Commerce: Proceedings of the 1st ACM conference on Electronic commerce*. P.158-166, 1999.
- STIUBIENER, I. Arquitetura e Organização de um Sistema para Personalização e Adaptação de Atividades no Aprendizado Eletrônico. *Tese (Doutorado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo*, 2005.
- TAN, P., STEINBACH, M., KUMAR, V.. Introdução ao Data Mining – Mineração de Dados. *Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda*. 2009.

TORI, R. Tecnologias Interativas na Redução de Distância em Educação: Taxonomia da Mídia e Linguagem de Modelagem. *Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Livre-Docente*, p. 28-41, 2003.

ZAINA, L.A.M.; BRESSAN, G.; CARDIERI, M.A.A.C.; RODRIGUES JR, J.F. e-LORS: Uma Abordagem para Recomendação de Objetos de Aprendizagem. *Revista Brasileira de Informática na Educação- RBIE* V.20 N.1 – 2012