

# Sistema de Recomendação para um AVA que leva em Conta Necessidades de Curto e Longo Prazo dos Usuários

Eduardo José de Borba  
PPGCA, UDESC - Universidade do  
Estado de Santa Catarina  
Joinville, SC, Brasil  
eduardojoseborba@gmail.com

Isabela Gasparini  
PPGCA e PPGECCMT, UDESC  
Universidade do Estado de Santa  
Catarina, Joinville, SC, Brasil  
isabela.gasparini@udesc.br

Daniel Lichtnow  
Colégio Politécnico, UFSM  
Universidade Federal de Santa Maria  
Santa Maria, RS, Brasil  
dlichtnow@politecnico.ufsm.br

## ABSTRACT

Recommender systems (RS) are tools that select and recommend items to its users. These items can be books, toys, movies and Learning Objects – LOs. The present work describes the RS implemented in a Virtual Learning Environment (AdaptWeb®) that take into account temporal variations in the user's preferences. The RS developed have been evaluated in an experiment with volunteer users. In the evaluation it was used a questionnaire answered by participants and their ratings of recommended LOs. The evaluation results indicate that the RS was useful for users and some possible improvements for the system.

## RESUMO

Sistemas de Recomendação (SR) são ferramentas que indicam, para o usuário, itens de seu interesse. Estes itens podem ser livros, brinquedos, filmes e Objetos de Aprendizagem (OAs). O presente trabalho descreve o SR desenvolvido para um Ambiente Virtual de Aprendizagem – AVA (AdaptWeb®) que considera as variações temporais nas preferências do usuário. O SR desenvolvido foi avaliado em um experimento com usuários voluntários. A avaliação foi realizada por meio de um questionário respondido pelos participantes e a partir das notas dadas para os Objetos de Aprendizagem (OAs) recomendados. Os resultados da avaliação mostraram que o SR foi útil para os usuários e algumas possíveis melhorias para o sistema.

## Descritor de Categorias e Assuntos

- Information systems → Information retrieval → Retrieval tasks and goals → Recommender systems
- Applied computing → Education → E-learning

## Palavras-chave

Sistema de recomendação; Ambientes Virtuais de Aprendizagem; Preferências de curto prazo; Preferências de longo prazo.

## 1. INTRODUÇÃO

Um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) é um ambiente computacional que integra e disponibiliza diversas mídias (e.g., vídeos, apresentações, textos) visando dar suporte à educação online [8]. Os materiais presentes nos AVAs podem ser tratados como Objetos de Aprendizagem (OAs), que segundo [12] são “qualquer entidade digital ou não-digital, que pode ser utilizada para aprendizagem, educação ou treinamentos”.

Quando a quantidade de conteúdos disponíveis nos AVAs é muito grande, o aluno pode sofrer uma sobrecarga cognitiva. Essa sobrecarga dificulta o aluno a encontrar o material que necessita, atrapalhando seu processo de aprendizagem. Além disto, parte do material disponibilizado, que poderia auxiliar os alunos no processo de aprendizagem, pode não ser utilizado e sequer

acessado. Dessa forma, uma ferramenta para auxiliar o usuário a encontrar o material que satisfaça seus interesses, necessidades e preferências é de grande utilidade [9]. Os Sistemas de Recomendação (SRs) são uma opção para lidar com os problemas descritos. Um SR utiliza informações sobre o usuário e sobre os itens disponíveis para recomendar os itens mais adequados ao usuário. O uso de SRs em AVAs não é novo, sendo possível identificar uma série de trabalhos que descrevem seu uso. Porém, não é comum esses trabalhos considerarem as variações temporais nas preferências dos alunos.

Este trabalho descreve a construção e avaliação de um SR para um AVA que considera as variações temporais nas preferências dos alunos. Neste sentido, no SR desenvolvido, são recomendados tanto itens que estejam relacionados aos interesses mais atuais do usuário quanto aqueles itens que estão relacionados a assuntos sobre os quais o usuário vem mantendo um interesse mais constante. No trabalho procura-se ainda avaliar o impacto do uso do SR no AVA em termos da satisfação proporcionada aos usuários. Na seção 2 é apresentada a Fundamentação Teórica com os principais conceitos envolvidos. Na seção 3 são apresentados os trabalhos relacionados com ênfase em SRs voltados para ambientes educacionais. Na seção 4 é apresentada a ferramenta desenvolvida. Na seção 5 é apresentada a avaliação. A seção 6 apresenta as considerações finais.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção, inicialmente são apresentados os principais aspectos relacionados aos Sistemas de Recomendação (SRs). Após, a ênfase está nos SRs Sensíveis ao Contexto.

### 2.1 Sistemas de Recomendação

De acordo com Adomavicius e Tuzhilin [1], as raízes dos SRs podem ser encontradas em várias áreas de pesquisa, tais como Computação Cognitiva, Teoria da Aproximação, Recuperação da Informação, etc. SRs são ferramentas computacionais que proveem sugestões de itens para usuários [18]. Um SR sugere itens baseado no conhecimento sobre o usuário. A recomendação busca auxiliar o usuário no processo de tomadas de decisão (e.g. quais itens comprar, que filmes assistir [18]). Três abordagens de recomendação costumam ser referenciadas com mais frequência: Baseada em Conteúdo, Filtragem Colaborativa e Híbrida [1].

Segundo Lops *et al.* [14], a Baseada em Conteúdo é a abordagem na qual o usuário recebe recomendações de itens similares aos que se interessou no passado. Consiste em avaliar a semelhança entre um item e os interesses do usuário. A abordagem Baseada em Conteúdo tem suas raízes na Recuperação da Informação [1]. Uma das vantagens da abordagem Baseada em Conteúdo é não necessitar da opinião de outros usuários para a recomendação, i.e., não é necessário contar com avaliações de uma comunidade de usuários [14]. Dentre as principais desvantagens estão a Partida Fria do Usuário, em que o sistema não terá informações

suficientes sobre os usuários novos para realizar uma boa recomendação; e a Superespecialização, na qual o usuário recebe sempre itens muito semelhantes aos que já viu [14].

Na Filtragem Colaborativa, o usuário recebe como recomendação itens que foram bem avaliados por usuários com perfil similar [13]. É assumido que pessoas que apresentaram preferências similares no passado tendem a concordar no futuro [18]. Como a Filtragem Colaborativa não considera a descrição dos itens e sim suas avaliações, uma vantagem é que as recomendações realizadas levam em conta a qualidade dos itens e podem surpreender o usuário [18]. Dentre as principais desvantagens dessa abordagem estão a Partida Fria do Usuário, que se refere a dificuldade que o sistema encontra para recomendar um item para um usuário que não avaliou nenhum item ou avaliou poucos itens; a Partida Fria do Item, que ocorre para um novo item no sistema, que não será recomendado enquanto não for avaliado por algum usuário; e a Confiabilidade, que refere-se ao fato de que se as avaliações realizadas pelos usuários, forem realizadas de forma incorreta diminuirão a eficiência da abordagem. Além destas desvantagens, a dependência de uma comunidade de usuários e de avaliações destes usuários pode dificultar a adoção desta abordagem.

A abordagem Híbrida utiliza uma combinação de diferentes abordagens para recomendar itens ao usuário. O objetivo é reunir as vantagens das abordagens e tentar eliminar suas desvantagens [4]. Alguns exemplos de formas de combinar diferentes abordagens são apresentados em Burke [4].

## 2.2 SRs Sensíveis ao Contexto

Os SRs tradicionais consideram apenas duas dimensões para recomendar: os usuários do sistema e os itens disponíveis. O contexto não é considerado [20]. Contexto é qualquer informação que pode ser utilizada para caracterizar a situação de uma entidade [6]. Existem diferentes definições quanto a quais dimensões fazem parte do contexto. Em Schmidt *et al.* [19], por exemplo, são destacadas como dimensões do contexto a localização, o tempo, as condições físicas, a infraestrutura, o usuário e o ambiente social.

Segundo Adomavicius e Tuzhilin [2], existem três formas pela qual o contexto pode fazer parte do processo de recomendação: (1) Pré-filtragem Contextual, na qual a informação contextual é utilizada para selecionar um conjunto de dados relevantes para formar o perfil do usuário e após isso uma das abordagens tradicionais é utilizada; (2) Pós-filtragem Contextual, na qual a recomendação é realizada utilizando uma das abordagens tradicionais e o resultado será filtrado de acordo com o contexto do usuário; (3) Modelagem Contextual, em que a informação contextual é utilizada diretamente no algoritmo de recomendação.

Dentre as possíveis dimensões que podem ser utilizadas para representar o contexto, o tempo é uma dimensão que tem a vantagem de ser fácil de capturar e foi demonstrado em diversos trabalhos realizados o quanto levar em conta aspectos temporais pode aprimorar a qualidade da recomendação produzida [5]. Para o presente trabalho, assume especial importância o fato de que os interesses e necessidades dos usuários variam ao longo do tempo. No contexto de SRs voltados para comércio eletrônico, por exemplo, itens que interessam em determinadas datas/épocas do ano (e.g. Páscoa, Natal, Inverno, Verão, etc.) podem não despertar o mesmo interesse em outras. Ainda Xiang *et al.* [21] abordam as recomendações temporais, salientando o fato de que interesses dos usuários podem ser *long-term* (longo prazo), que representa o comportamento integral do usuário ou *short-term* (curto prazo), que representa as preferências transitórias do usuário [21].

## 3. TRABALHOS RELACIONADOS

Inicialmente cabe destacar a observação feita por Primo *et al.* [17] que consideram que algumas precauções devem ser tomadas quando SRs são utilizados em ambientes educacionais, se comparado a outras aplicações. Os autores acreditam que uma má sugestão de um filme causa menos problemas ao usuário do que receber uma sugestão de algum conteúdo educacional que o desmotive a aprender.

Em Aguiar *et al.* [3] é realizado um mapeamento sistemático sobre SRs educacionais, buscando identificar as iniciativas brasileiras nessa área de pesquisa. Para isso, foram realizadas buscas nos seguintes eventos e periódicos de informática na educação: InfEduTeoriaPratica<sup>1</sup>, RBIE<sup>2</sup>, RENOTE<sup>3</sup>, SBIE<sup>4</sup> e WIE<sup>5</sup>. Ao final do processo de seleção do mapeamento sistemático resultaram em 34 artigos para o estudo. De todos os trabalhos analisados por [3], 59% tem por objetivo recomendar recursos educacionais para alunos e, desses recursos educacionais, a maioria dos trabalhos descreve a recomendação de OAs. A análise com relação a qual abordagem foi utilizada para a recomendação apresentou tanto as abordagens já conhecidas como também diversas variações e combinações destas. Um destaque citado pelos autores está na Abordagem Baseada em Conteúdo, que aparece em mais de 70% dos trabalhos [3].

Já Drachler *et al.* [7] revisaram 82 SRs Educacionais desenvolvidos ao longo de 15 anos (desde 2000 até 2014). Após análise, os autores perceberam que novas linhas de pesquisa estão surgindo. Através do *framework* definido por Manouselis *et al.* [15], foi realizada uma análise dos SRs voltados para ambiente educacional em Drachler *et al.* [7]. O *framework* divide as análises em três categorias: Tarefas Suportadas, Abordagem e Operação. Assim, dentre as Tarefas Suportadas, recomendar OAs adequados é a mais comum, enquanto outros SRs recomendam sequência de itens, sugerindo uma trajetória de aprendizagem, outras atividades ou exercícios e outros parceiros de estudo. Já quanto a abordagem, foi constatado que a Híbrida e a Baseada em Conteúdo, que começaram a aparecer com mais frequência a partir de 2008, são as mais comuns. Quanto ao que se refere a Operação, foi observado que a forma de recomendação normalmente é direta ao aluno e de maneira passiva, enquanto alguns trabalhos recomendam OAs para os professores e estes ficam responsáveis por repassar para os alunos e ainda outros trabalhos modificam os o conteúdo das disciplinas de acordo com o perfil do usuário, fazendo uma recomendação de forma ativa.

Os trabalhos destacados a seguir foram selecionados por serem recentes, descreverem a concepção de SRs na área da educação e utilizarem a abordagem Baseada em Conteúdo – que é abordagem mais utilizada nos SRs voltados para área educacional, como visto no mapeamento de Aguiar *et al.* [3].

O trabalho de Zaina *et al.* [22] propôs a metodologia e-LORS (*e-Learning Object Recommendation System* ou em português Sistema de Recomendação de Objetos de Aprendizagem Eletrônica). Essa metodologia de recomendação de OAs considera o Perfil de Aprendizagem do Aluno para realizar as recomendações. Para isso, foi adotado o modelo de estilos de

<sup>1</sup> <http://seer.ufrgs.br/InfEducTeoriaPratica>

<sup>2</sup> <http://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie>

<sup>3</sup> <http://seer.ufrgs.br/renote/>

<sup>4</sup> <http://ceie-br.org/publicacao/congresso-brasileiro-de-informatica-na-educacao-cbie/>

<sup>5</sup> <http://www.br-ie.org/pub/index.php/wie/issue/archive>

aprendizagem proposto por Felder e Silverman [8] para especificar as preferências que seriam utilizadas no perfil de aprendizagem do aluno. A abordagem utilizada pela arquitetura e-LORS é a baseada em Conteúdo e a recomendação é realizada confrontando: tema de estudo a ser apresentado ao aluno; perfil de aprendizagem do aluno; e as possíveis restrições tecnológicas que caracterizam o ambiente eletrônico do aluno. Um protótipo da metodologia e-LORS foi construído e avaliado por meio de um experimento realizado em uma disciplina de Física I para os cursos de Engenharia Civil, Engenharia da Computação e Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Sorocaba (FACENS). Neste experimento, participaram 297 alunos matriculados na disciplina de Física I dos três cursos mencionados e o perfil de aprendizagem de cada um foi identificado por meio de um questionário eletrônico aplicado no começo do semestre.

Ghauth e Abdullah [11] descrevem um SR que utiliza uma abordagem Híbrida, combinando a abordagem Baseada em Conteúdo com avaliações de OAs feitas pelos alunos com boas notas. Dessa forma, a abordagem Baseada em Conteúdo garante que o OA a ser recomendado possui relação com os interesses do aluno e a opinião dos usuários com boas notas serve como guia para os outros usuários quanto a que itens escolher. Para a avaliação do SR foi realizado um experimento controlado, comparando o desempenho dos alunos que utilizaram o SR proposto com alunos que não tiveram acesso ao SR, alunos que receberam recomendação da abordagem Baseada em Conteúdo tradicional e alunos que receberam recomendação da Filtragem Colaborativa tradicional. Os testes mostraram que o SR proposto pelos autores superou as outras variações testadas.

## 4. SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DESENVOLVIDO

O Sistema de Recomendação desenvolvido foi incorporado ao ambiente AdaptWeb® (Ambiente de Ensino-Aprendizagem Adaptativo na Web), um sistema *open source* que consiste em um AVA capaz de adaptar o conteúdo, a apresentação e a navegação em determinado curso às características e preferências do aluno [10]. Apesar de ser um ambiente adaptativo, tanto na apresentação quanto no conteúdo, o AdaptWeb® não utilizava um SR para recomendação de OAs.

Os conteúdos no AdaptWeb® são divididos em quatro categorias: Conceitos, Exercícios, Exemplos e Materiais Complementares. A categoria Materiais Complementares é onde o professor de uma disciplina pode adicionar diferentes OAs, em diferentes formatos de arquivos (e.g., textos, imagens, vídeos, sons e apresentações). Para implementação do SR foi decidido que os OAs que o SR pode recomendar são uma nova categoria de materiais da disciplina, não existente originalmente no AdaptWeb®, chamada “Links de Apoio”, na qual o professor pode adicionar Web links externos ao AdaptWeb®. Os materiais que podem ser adicionados nessa categoria são muito abundantes, por serem quaisquer sites da internet, portanto o SR se torna fundamental para que os alunos não sofram com a sobrecarga cognitiva.

Ao cadastrar um *Link* de Apoio, o professor não relaciona o *Link* de Apoio com um determinado conceito/assunto/tópico, mas com a sua disciplina apenas. O SR é responsável por apresentar os *Links* de Apoio para os alunos no momento em que estiverem acessando os Materiais Complementares da disciplina, ou seja, no momento em que os usuários estiverem estudando determinados conteúdos. Assim, os *Links* de Apoio recomendados devem estar relacionados com os conteúdos dos Materiais Complementares acessados pelo aluno e uma notificação avisa ao usuário que

existe uma recomendação disponível, como pode ser visto na Figura 1.

Como em outros SRs que utilizam a abordagem Baseada em Conteúdo, o perfil do usuário para o SR desenvolvido é formado por um conjunto de palavras-chave. No caso do SR desenvolvido, estas palavras-chave são extraídas do último material complementar que o usuário acessou (de forma a realizar a recomendação que atende os interesses mais recentes do usuário) e também pelas palavras-chave extraídas de todos os materiais complementares acessados pelo usuário até o momento na disciplina (de forma a realizar a recomendação que atende os interesses de longo prazo do usuário). Basicamente, no processo de recomendação o perfil do usuário (formado por um conjunto de palavras-chave) é comparado com os *Links* de Apoio armazenados (também caracterizados por conjuntos de palavras-chave) usando os recursos do Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD) utilizado pelo AdaptWeb®, que utiliza técnicas de Recuperação da Informação, tais como TF-IDF e coseno [16], processo similar ao realizado em outros SRs que utilizam a abordagem Baseada em Conteúdo.



Figura 1. Notificação de recomendação.

No SR desenvolvido nesse trabalho, as recomendações estão separadas em duas categorias: (1) recomendações que são realizadas de acordo com o último material complementar acessado pelo usuário e (2) recomendações baseadas no histórico de materiais complementares acessados pelo usuário. Estas duas categorias de recomendações visam atender as necessidades recentes (a primeira categoria) e as de longo prazo dos usuários (a segunda categoria). A primeira categoria busca também minimizar uma das desvantagens da abordagem Baseada em Conteúdo: a superespecialização.

É possível constatar a importância das duas categorias de recomendação, considerando o exemplo de uma disciplina de Estrutura de Dados ministrada a distância, onde o aluno estaria em um momento interessado em pilhas, filas e listas, acessando materiais sobre estes assuntos e recebendo recomendações relacionadas a eles. Na abordagem Baseada em Conteúdo, o perfil do usuário refletiria estes interesses. Quando o aluno estivesse estudando outro tópico, como árvores, seria importante que ele recebesse, preferencialmente, material relacionado a este tópico. No entanto, se for considerado o perfil formado a partir de todas as interações, recomendações recebidas e avaliações, o usuário tenderia a seguir recebendo recomendações sobre pilhas, filas e listas, isto é, seguiria recebendo mais do mesmo (superespecialização), embora seu interesse atual seja outro. Isto ocorre pelo ato do perfil do usuário ainda refletir, em grande parte, seus interesses anteriores.

Ao selecionar a notificação de recomendação “Links de Apoio” mostrada na Figura 1, é aberta uma janela com os itens recomendados, conforme pode ser observado na Figura 2. Neste momento aparece o Título do item, a Descrição e o Link para acesso ao material. Além disso, é possível que o aluno avalie o material, com uma nota de 1 a 5 identificados pela quantidade de estrelas selecionadas, e reporte links quebrados. Essa avaliação

que o aluno pode realizar serve, neste trabalho, apenas para saber o quão boa a recomendação foi e poder validar o funcionamento do SR. Na Figura 3 são destacadas as duas categorias de recomendações: (1) interesses de curto prazo e (2) interesses de longo prazo.



Figura 2. Janela de Recomendação.

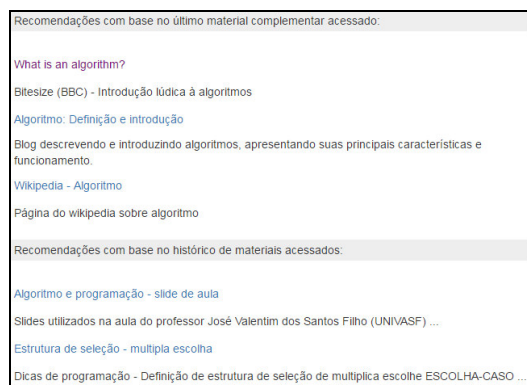


Figura 3. Categorias de recomendação.

## 5. AVALIAÇÃO E RESULTADOS

A avaliação do SR desenvolvido é feita de maneira similar à realizada por Zaina *et al.* [22]. Esses dois trabalhos utilizaram experimentos com usuários, aplicando questionários para adquirir a opinião dos usuários sobre o funcionamento do SR e sobre a qualidade das recomendações realizadas. O experimento realizado para avaliar o SR desenvolvido foi aplicado a voluntários do curso de Ciência da Computação da Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC) em um minicurso sobre algoritmos criado por alunos de graduação e mestrado da universidade em conjunto com alguns professores. O resultado da avaliação do SR foi obtido de duas formas: (1) por um questionário criado com base em padrões de avaliação da satisfação do usuário, aplicado com os usuários após o experimento e (2) por meio das notas que os alunos deram para os links recomendados. O objetivo foi avaliar principalmente as funcionalidades do SR, verificando se os alunos gostaram das recomendações que receberam e sua satisfação ao interagir com a interface desenvolvida. Ao total, 11 alunos participaram do experimento avaliando o SR, não sendo nenhum deles identificado.

### 5.1 Análise dos Questionários

A primeira parte do questionário apresentava questões que tem por objetivo caracterizar os participantes do experimento no que diz respeito a sua familiaridade com SRs. Dentre os participantes do experimento, apenas um afirmou não saber o que é um SR. Todos os outros já conheciam e souberam descrever o propósito de um SR. Isso indica que o SR não era uma grande novidade para

a maioria dos participantes, podendo ter uma avaliação mais adequada da ferramenta desenvolvida e reduzindo a necessidade de que os participantes teriam de entender o seu funcionamento e objetivo. Já a segunda parte do questionário apresentava diversas afirmações sobre o SR desenvolvido e os participantes deveriam se posicionar em uma escala de Likert de 5 pontos (de discordo totalmente até concordo totalmente).

Por meio da análise do questionário foi possível concluir que alguns usuários tiveram dificuldades em encontrar as recomendações no ambiente e que a forma como são apresentadas as recomendações (como uma notificação) não é a mais adequada. Os participantes do experimento concordaram que as recomendações recebidas estavam, em sua maioria, de acordo com o material complementar que estava sendo estudado. Dessa forma, é possível afirmar que o SR funcionou de forma adequada e que tanto os materiais complementares quanto os links de apoio estavam cadastrados e representados corretamente. Poucos participantes do experimento relataram que receberam recomendações que não estavam tão fortemente relacionados ao material que estavam estudando.

### 5.2 Análises das Notas Dadas aos Links

Quanto às notas dadas para os Links de Apoio, foram no total 57 avaliações realizadas, distribuídas conforme mostrado na Tabela 1. Pode-se observar que em geral as avaliações foram de 3 ou mais estrelas. A média das avaliações, desconsiderando os links que foram acessados e não avaliados, foi de 3,61.

Tabela 1. Avaliações dos links de apoio

Nota	Quantidade de avaliações
1 estrela	2 avaliações
2 estrelas	7 avaliações
3 estrelas	14 avaliações
4 estrelas	22 avaliações
5 estrelas	12 avaliações

Para os participantes que avaliaram links com nota menor do que 3 estrelas (cinco participantes) foi perguntado no questionário o porquê dessa avaliação negativa. Dois participantes relataram que o fizeram apenas para testar a funcionalidade e não estavam realmente avaliando o link com esta nota. Um participante explicou que um dos links que recebeu era um vídeo que não possuía muita informação em forma de texto, sendo necessário ouvir para compreender o que estava sendo mostrado e que no momento do experimento não seria adequado este tipo de material. Um participante explicou que ao selecionar o link estava esperando algo mais formal, como um artigo científico, porém o que encontrou foi um material mais lúdico sobre o conteúdo, com muitas imagens e cores, e por isso considerou o material inadequado para a sua idade. O participante 4 explicou que o link recomendado estava relacionado aos comandos de sintaxe de uma determinada linguagem de programação quando ele havia acessado um material complementar de outra linguagem. Como a abordagem utilizada (Baseada em Conteúdo) não considera algumas preferências específicas do usuário, como seu perfil e estilo de aprendizagem, e considera pouco acerca do contexto em que ele está inserido, os dois problemas citados (recomendação de vídeos e de material lúdico) podem acontecer, i.e., o item recomendado para o usuário pode não ser o que ele espera, mesmo que o conteúdo esteja de acordo com o que ele está estudando.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo apresentou um Sistema de Recomendação (SR) em um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) adaptativo chamado AdaptWeb®. O SR leva em conta aspectos relacionados aos

interesses mais recentes dos usuários e também eventuais dificuldades recorrentes com conteúdos já estudados. Para isso, as recomendações realizadas estão separadas em duas categorias: (1) Baseado no último material complementar acessado e (2) Baseado no histórico de materiais acessados. Os Objetos de Aprendizagem (OAs) recomendados pelo SR desenvolvido são *links* externos ao ambiente, aparecendo como uma notificação para o aluno após ele ter acessado um Material Complementar de uma disciplina, ou seja, enquanto o aluno está estudando.

Na análise de trabalhos similares, foi possível perceber que poucos dos trabalhos em SR educacionais consideram aspectos temporais no momento da recomendação (interesses de curto prazo versus interesses de longo prazo). No contexto de um AVA, levar aspectos temporais é importante pelo fato de que, em geral, não vale a pena recomendar itens relacionados a tópicos que o usuário já estudou há algum tempo e pelos quais pode não ter mais o mesmo interesse. Relacionando este trabalho com os SRs Sensíveis ao Contexto, o SR desenvolvido utiliza a dimensão do tempo, através de Pré-Filtragem, na qual o sistema considera o tempo de forma categórica e representa o usuário por meio de dois micro-perfis (um com as preferências de curto prazo e outro com as preferências de longo prazo).

A avaliação do SR foi feita por meio de um experimento com usuários e os dados foram capturados de duas maneiras: por um questionário de satisfação, permitindo que o aluno dê sua opinião sobre o SR; e pelas notas que os alunos deram durante a interação para as recomendações recebidas. O resultado da avaliação do SR foi positivo, mostrando que o SR possui potencial para facilitar o processo de ensino-aprendizagem dos alunos do ambiente AdaptWeb®. Como trabalhos futuros, algumas possibilidades de melhoria nessa abordagem são: (1) Acrescentar outras abordagens de recomendação de forma a complementar a abordagem Baseada em Conteúdo já existente, implementando assim uma abordagem Híbrida; (2) Utilizar os dados (e.g., Conceitos já visitados, desempenho nos exercícios e provas, tempo médio de estudo do aluno, etc.) capturados pela ferramenta de *Learning Analytics* existente no ambiente AdaptWeb® para melhorar o processo de recomendação; (3) Considerar o perfil de aprendizagem do aluno para a recomendação.

## 7. REFERÊNCIAS

- [1] Adomavicius, G., Tuzhilin, A. 2005. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, v. 17, n. 6.
- [2] Adomavicius, G, Tuzhilin, A. 2011. Context-aware Recommender Systems. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P. B. (Org.). *Recommender System: Handbook*. Springer.
- [3] Aguiar, J. J. B., Santos, S. I. N., Fechine, J. M., Costa, E. B. 2014. Um Mapeamento Sistemático sobre Iniciativas Brasileiras em Sistemas de Recomendação Educacionais. *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, pp. 1123-1132.
- [4] Burke, R. D. 2002. Hybrid Recommender Systems: survey and experiments. *UMUAI*, v. 12, n.4, p. 331-370.
- [5] Campos, P. G.; Díez, F.; Cantador, I. 2014. Time-aware recommender systems: a comprehensive survey and analysis of existing evaluation protocols. *UMUAI*, v. 24, pp. 67-119.
- [6] Dey, A.K. 2001. Understanding and using context. *Ubiquitous Comput*, v. 5, n. 1, pp. 4-7.
- [7] Drachsler, H., Verbert, K., Santos, O. C., Manouselis, N. 2015. Panorama of Recommender Systems to Support Learning. *2<sup>nd</sup> Handbook on Recommender Systems*.
- [8] Felder, R. M., Silverman, K. L. 1988. Learning and Teaching Styles in Engineering Education. *Journal of Engineering Education*, v. 78, n. 7, p. 674-681.
- [9] Ferro, M. R. da C., Nascimento Jr., H. M., Paraguaçu, F., Costa, E. de B, Monteiro, L. A. L. 2011. Um modelo de sistema de recomendação de materiais didáticos para ambientes virtuais de aprendizagem. *Anais do XXII SBIE – XVII WIE*, Aracaju.
- [10] Gasparini, I. 2003. Interface adaptativa no ambiente AdaptWeb: navegação e apresentação adaptativa baseada no modelo do usuário. Tese de Mestrado - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre.
- [11] Ghauth, K. I., Abdullah, N. A. 2011. The Effect of Incorporating Good Learners' Ratings in e-Learning Content-based Recommender System. *Recommender System. Educational Technology & Society*, v. 14, n. 2, pp. 248-257.
- [12] IEEE Learning Technology Standards Committee. 2002. *Draft Standard for Learning Object Metadata*. [S.l.: s.n.].
- [13] Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., Friedrich, G. 2011. *Recommender Systems: An Introduction*. New York, USA: Cambridge University Press.
- [14] Lops, P., Gemmis, M. de, Semeraro, G. 2011. Content-Based Recommender System: State of the Art and Trends. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P. B. (Org.). *Recommender System: Handbook*. Springer.
- [15] Manouselis, N., Drachsler, H., Verbert, K., Duval, E. 2012. *Recommender Systems for Learning*. Berlin, Springer, 90 p.
- [16] Mysql. Natural Language Full-Text Searches. 2016. *Manual de referência MySQL 5.7*. Disponível em: <http://dev.mysql.com/doc/refman/5.7/en/fulltext-natural-language.html>.
- [17] Primo, T. T., Vicari, R. M., da Silva, J. M. C. 2010. Rumo ao uso de metadados educacionais em sistemas de recomendação. *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*.
- [18] Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. 2011. Introduction to Recommender System Handbook. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P. B. *Recommender Systems: Handbook*. Springer.
- [19] Schmidt, A., Beigl, M., Gellersen, G. H. 1999. There is More to Context than Location. *Computers and Graphics*, v. 23, n. 6, pp. 893-901.
- [20] Verbert, K., Manouselis, N., Ochoa, X., Wolpers, M., Drachsler, H., Bosnic, I., Duval, E. 2012. Context-Aware Recommender Systems for Learning: A Survey and Future Challenges. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, v. 5, n. 4.
- [21] Xiang, L., Yuan, Q., Zhao, S., Chen, L., Zhang, X., Yang, Q., Sun, J. 2010. Temporal Recommendation on Graphs via Long- and Short-term Preference Fusion. *KDD'10*.
- [22] Zaina, L. A. M., Bressan, G., Cardieri, M. A. C. A., Rodrigues Jr., J. F. 2012. e-LORS: Uma abordagem para recomendação de objetos de aprendizagem. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, v. 20, n. 1.