

Uma Abordagem Híbrida Baseada no Estilo de Aprendizagem para Recomendação de Objetos de Aprendizagem

Thayron Crystian Hortences de Moraes, Itana Stiubiener

*Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação
Universidade Federal do ABC (UFABC)
Santo André – SP – Brasil*

(thayron.moraes,itana)@ufabc.edu.br

Resumo: Atualmente, existem muitos recursos digitais que podem ser aplicados em ambientes educacionais denominados Objetos de Aprendizagem (OA). Muitos estudos mostram que cada indivíduo possui seu próprio processo de aprendizagem, com características individuais que combinadas costumamos chamar de Estilo de Aprendizagem (EA). Um dos maiores desafios dos Sistemas de Recomendação Educacionais (SRE) é oferecer o melhor OA para um aprendiz, ou seja, o OA mais adequado que proporcionará o melhor processo de aprendizado para um aprendiz específico. Uma maneira possível de resolver esse problema é usar os SREs que consideram o EA dos aprendizes. Neste artigo apresentamos uma arquitetura de sistema SRE que apresenta uma abordagem híbrida, ou seja, que utiliza e combina um ou mais algoritmos de recomendação para escolher e recomendar OAs considerando o EA dos aprendizes e outras características como preferências, conhecimento prévio, interesses e quaisquer outros atributos, opondo-se aos problemas que as abordagens tradicionais de recomendação possuem.

1. Introdução

Os Sistemas de Recomendação (SR) são sistemas inteligentes que buscam e oferecem itens com maior probabilidade de interesse para um usuário específico [16]. No contexto educacional, Sistemas de Recomendação Educacionais (SRE), visam adaptar e personalizar o processo de ensino-aprendizagem, visto que, através desses sistemas, são recomendados recursos educacionais apropriados ao seu perfil os aprendizes [20].

Várias técnicas e abordagens são utilizadas em SR para recomendação de itens, a Filtragem Colaborativa (FC) é uma das mais utilizadas, inclusive no domínio educacional [13]. Entretanto para cada cenário de recomendação existe um método de filtragem eficaz mais apropriado, pois cada contexto possui sua complexidade e riqueza de dados. As técnicas de filtragem mais comuns são: Filtragem Colaborativa (FC), Baseado em Conteúdo (CB) e híbrida [1].

Em decorrência de criar um método mais robusto e com melhores resultados as abordagens híbridas estão conquistando maior espaço entre pesquisas. Considerando que a utilização de técnicas isoladas apresentam problemáticas [19]. Entretanto, apesar dos SR serem utilizados satisfatoriamente em diversos contextos, existem peculiaridades intrínsecas ao contexto educacional — como aspectos psicopedagógicos — que precisam ser levadas em consideração [2].

Neste sentido, muitas vezes são empregadas teorias e modelos pedagógicos [2, 15] pois, embora seja possível encontrar aprendizes com interesses e gostos similares, talvez seja necessária a recomendação de recursos educacionais diferentes, para que estes estejam de acordo com os níveis de proficiência e competências individuais, metas de aprendizagem e da trajetória do aprendiz [12], visto isso é necessário considerar o perfil do aprendiz, a fim de personalizar os processos de aprendizagem. Tal perfil pode ser obtido através do uso dos Estilos de Aprendizagem (EA), que irão determinar como aprendizes interagem e reagem, refletindo suas características individuais referentes às tarefas de organizar, perceber, processar, lembrar e pensar para resolver um problema, tornando possível a recomendação de conteúdos relevantes ao aprendiz [20].

Este trabalho tem por objetivo apresentar uma arquitetura de um SRE que, baseando-se no sistema apresentado por [5] propõe uma arquitetura híbrida, que através de seus algoritmos recomenda Objetos de Aprendizagem (OA) mais direcionados aos melhores perfis de aprendizagem baseando-se no Estilo de Aprendizagem (EA) do aprendiz.

2. Referencial Teórico

É crescente a quantidade de conteúdos disponíveis na *Web*, os SRE são aplicados para recuperação e recomendar OA, aos aprendizes, relevantes ao seu processo de ensino-aprendizagem e em consonância as suas necessidades e ao seu perfil e EA, adaptando o sistema as suas experiência, visando suprir a alta diversidade e aumentando sua satisfatibilidade [9, 12].

Os OAs podem ser definidos como pequenos recursos educacionais digitais ou não-digitais, que podem ser reutilizados, em diferentes contextos de uso, como apoio à aprendizagem, contribuindo, assim, para a melhoria da educação, tanto em ambientes virtuais quanto presenciais [6]. Entende-se, assim, OAs como um material digital, disponibilizados em diversos formatos e linguagens, como: textos, vídeos, atividades, *softwares*, jogos, simulações, imagens, avaliações, entre outros, tendo como premissa mediar e qualificar o processo educativo.

Os EA se referem às maneiras a partir das quais os indivíduos preferem receber e processar informações, podendo-se empregar a identificação desses estilos de forma a propiciar a recomendação de recursos mais efetivos no processo de ensino-aprendizagem [20]. EAs não são respectivamente exclusivos, ou seja, uma indivíduo pode ter afinidade com mais de um EA, embora apenas um deles geralmente sobressaia. Destaca-se como modelos de EA: (i) Felder and Silverman; (ii) Keirse and Bates; e, (iii) Modelo de Inteligências Múltiplas de Gardner.

Para que os SRs recomendem itens é necessário conhecer o usuário, desta forma, o modelagem do usuário (aprendiz) é um dos fatores-chave que afetam sistemas automatizados na tomada de decisões. Essa modelagem deve identificar e representar quais informações serão mais relevantes para gerar recomendações. Em SRE este modelo deve representar características do que realmente é relevante sobre o comportamento, conhecimento e aptidões dos aprendizes; representando seu EA, preferencias e informações pessoais [14].

3. Pesquisas Relacionadas

Diversos trabalhos tratam o problema de recomendação de conteúdo educacional; e abordagens híbridas têm se destacado nesta área. Algumas delas, a exemplo de [3] consideram abordagens híbridas utilizando os EA. Em síntese e de forma comparativa, na Tabela 1, são apresentados alguns dos estudos relacionados encontrados

Pesquisa	Recurso Recomendado	Método Híbrido Aplicado	Estratégia para Recomendação	Uso de EA	Ampliável
[3]	OA	Cascata	Baseado em Conteúdo, Mais Popular (MS) e o LSBR ("Learning Style Based Recommendation")	Sim	Não
[5]	OA	-	Baseado em Utilidade	Sim	Não
[10]	Cursos	Meta-Level	Mineração de Dados (N-Gram), Query Expansion (QE) e Ontologia	Não	Não
[7]	OA	Cascata	Filtragem Colaborativa e análise crítica	Não	Não
[18]	OA	Cascata	Mineração de Dados (SPM), Filtragem Colaborativa e Baseada em Contexto	Não	Não
[17]	OA	Baseado em Argumentação	Baseada em Conteúdo, Filtragem Colaborativa e Baseada em Conhecimento	Sim	Não
[11]	OA	Combinação de características	Rede Neural Artificial (RNA) e algoritmo híbrido (Genetic algorithms e Gradient Descent)	Não	Não
[8]	OA	Cascata	Baseada em Conteúdo, Demográfica, Baseada em Contexto, juntamente com o uso de métricas de qualidade e popularidade	Não	Não
[4]	OA	Baseada em Confiança	Algoritmo híbrido ("frefly e K-means")	Sim	Não

Tabela 1. Comparação entre abordagens de recomendação para SRE

Dos trabalhos expostos, as abordagens apresentadas são fixas, ou seja, não consideram um modelo híbrido escalável, isto é, em que seja possível adicionar mais filtros e técnicas de recomendação sem que haja a necessidade de alterar o sistema. Pode-se notar que a utilização de EAs para reconhecer características cognitiva dos aprendizes não é uma premissa.

4. Proposta de Sistema de Recomendação Híbrido

O SRE aqui proposto está fundamentado na arquitetura apresentada por [5] no qual a autora utiliza uma abordagem de filtragem em etapas, sendo que suas recomendações foram baseadas em uma filtragem por utilidade onde foram utilizados as preferências pessoais e o EA para esta finalidade.

Um dos diferenciais da arquitetura proposta é proporcionar a escalabilidade do sistema, isto é, na arquitetura proposta mais filtros e técnicas de recomendação podem ser adicionados sem a necessidade de alteração do software do

sistema. A seguir será apresentado o modelo do sistema de recomendação em suas duas etapas de implementação.

4.1. Arquitetura do Sistema

Na Figura 1, é apresentada a organização do sistema e como seus elementos trabalham em conjunto.

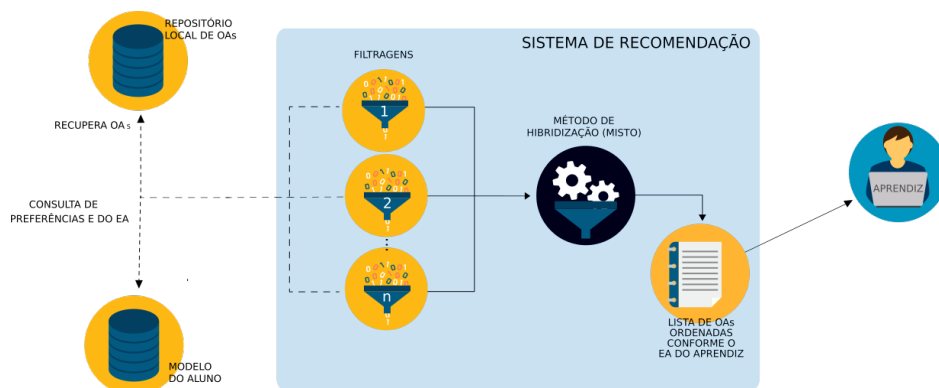


Figura 1. Arquitetura de SRE Híbrido

Em síntese, os filtros buscam os melhores OAs nos "Repositórios" e utilizam o "Modelo do Aprendiz" para calcular os melhores objetos para o aprendiz e, conseguinte, o método de hibridização irá realizar a ordenação destas listas de objetos, relacionando cada objeto com EA, para, assim, apresentar ao aprendiz uma lista dos OAs mais direcionados aos seu perfil de aprendizagem.

A proposta de arquitetura propõe que a partir de n técnicas de filtragens o sistema, através dos resultados obtidos pelos algoritmos de recomendação, ofereçam uma lista de OAs ao aprendiz. O método de hibridização escolhido foi o misto e originalmente este método recomenda ao usuário uma lista aleatória dos itens retornados pelas suas técnicas de filtragem. Entretanto em nossa abordagem é idealizado que o EA seja usado para ordenar a lista de itens recomendados.

O sistema então oferecerá ao aprendiz uma lista de recomendações de OAs, cabendo a este decidir entre usar ou não o item recomendado como mais relevante entre os demais de baixa relevância. Os OAs ordenados devem ser apresentados ao aprendiz por meio de uma interface.

5. Considerações Finais

Este trabalho apresenta uma proposta de um sistema de recomendação híbrido para a oferta de OA, cuja arquitetura dispõe de mecanismos que possibilitam recomendações a aprendizes de listas de objetos adequados às suas preferências e EA.

O SRE aqui proposto enfoca em uma abordagem híbrida de filtragens para recomendação de OAs, e o método de hibridização adotado foi o misto, dado ao fato deste método oferecer ao usuário uma lista de recomendações provenientes das técnicas utilizadas em seu mecanismo.

A escolha foi baseada na concepção de que o aprendiz possa ter autonomia na escolha dos objetos recomendados pelo sistema. A solução utiliza o conceito de distância OA-perfil de aprendizagem apresentado por [5]; a intenção é utilizar a fórmula de utilidade apresentada pela autora em conjunto com o EA para ordenar as recomendações a serem oferecidas ao aprendiz.

Para a implementação resta um estudo dos filtros mais adequados para este contexto educacional. Tais filtros devem utilizar além das preferências o estilo de aprendizagem do aprendiz, provendo assim um sistema personalizado ao usuário. A proposta de arquitetura foi idealizada para suportar a escalabilidade destes filtros.

Espera-se que ao implementar esta arquitetura acoplada a um Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA), seja possível disponibilizar ao aprendiz um ambiente que sirva de apoio ao seu processo de ensino-aprendizagem, personalizado e coerente com suas preferências e estilo de aprendizagem.

6. Referências

- [1] Aggarwal, C. C. An introduction to recommender systems. In *Recommender Systems*. Springer, 2016, 1–28.

- [2] Aguiar, J., Barbosa, A., Fechine, J., and Costa, E. Um estudo sobre a influência das dimensões do modelo felder-silverman na recomendação de recursos educacionais baseada nos estilos de aprendizagem dos alunos. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, vol. 28 (2017), 1277.
- [3] Aguiar, J., Fechine, J., and Costa, E. Recomendação de objetos de aprendizagem baseada na popularidade dos objetos e nos estilos de aprendizagem dos alunos. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, vol. 26 (2015), 1147.
- [4] Bhaskaran, S., and Santhi, B. An efficient personalized trust based hybrid recommendation (tbhr) strategy for e-learning system in cloud computing. *Cluster Computing* (Sep 2017).
- [5] BORGES, G. A. P. Recomendação de objetos de aprendizagem com base no estilo de aprendizagem. Master's thesis, Universidade Federal do ABC - UFABC, 2014.
- [6] Braga, J., et al. Objetos de aprendizagem volume 1: introdução e fundamentos. *Santo André: UFABC (2014)* (2014).
- [7] Giustozzi, F., Casali, A., Deco, C., dos Santos, H. L., and Cechinel, C. Recommender system of educational resources: A critiquing-based proposal. In *2016 XI Latin American Conference on Learning Objects and Technology (LACLO)*, IEEE (Oct 2016), 1–8.
- [8] Gordillo, A., Barra, E., and Quemada, J. A hybrid recommendation model for learning object repositories. *IEEE Latin America Transactions* 15, 3 (2017), 462–473.
- [9] Gulzar, Z., and Leema, A. A. A framework for recommender system to support personalization in an e-learning system. *International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies (IJWLTT)* 13, 3 (2018), 51–68.
- [10] Gulzar, Z., Leema, A. A., and Deepak, G. Pcrs: Personalized course recommender system based on hybrid approach. *Procedia Computer Science* 125 (2018), 518 – 524. The 6th International Conference on Smart Computing and Communications.
- [11] Hassan, M., and Hamada, M. Enhancing learning objects recommendation using multi-criteria recommender systems. In *Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE), 2016 IEEE International Conference on*, IEEE (2016), 62–64.
- [12] Klačnja-Milićević, A., Ivanović, M., and Nanopoulos, A. Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Artificial Intelligence Review* 44, 4 (2015), 571–604.
- [13] Laisa, J., Medeiros, T., Aranha, E., and da Silva, T. R. Uma revisão sistemática da literatura sobre sistemas de recomendação educacional. *Anais do Computer on the Beach* (2018), 751–760.
- [14] Li, N., Cohen, W. W., Koedinger, K. R., and Matsuda, N. A machine learning approach for automatic student model discovery. In *Edm*, ERIC (2011), 31–40.
- [15] Manouselis, N., Drachsler, H., Vuorikari, R., Hummel, H., and Koper, R. Recommender systems in technology enhanced learning. In *Recommender systems handbook*. Springer, 2011, 387–415.
- [16] Ricci, F., Rokach, L., and Shapira, B. Recommender systems: introduction and challenges. In *Recommender systems handbook*. Springer, 2015, 1–34.
- [17] Rodríguez, P., Heras, S., Palanca, J., Poveda, J. M., Duque, N., and Julián, V. An educational recommender system based on argumentation theory. *AI Communications* 30, 1 (2017), 19–36.
- [18] Tarus, J. K., Niu, Z., and Kalui, D. A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining. *Soft Computing* 22, 8 (2018), 2449–2461.
- [19] Tarus, J. K., Niu, Z., and Mustafa, G. Knowledge-based recommendation: a review of ontology-based recommender systems for e-learning. *Artificial Intelligence Review* 50, 1 (2018), 21–48.
- [20] Zaina, L., Bressan, G., Cardieri, M., and Rodrigues Júnior, J. E-lors: Uma abordagem para recomendação de objetos de aprendizagem. *Revista Brasileira de Informática na Educação* 20, 1 (2012), 04.