



Utilização da Disponibilidade de Tempo e Estilo de Aprendizagem em Sistemas de Recomendação Educacionais: Uma Revisão Sistemática

Mariele de Almeida Lanes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
marielelanes@unipampa.edu.br, <https://orcid.org/0000-0002-5424-5527>

Leandro Krug Wives, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
leandro.wives@ufrgs.br, <https://orcid.org/0000-0002-8391-446X>

Thales Vaz Maciel, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia
Sul-rio-grandense (IFSUL), thalesmaciel@ifsul.edu.br,
<https://orcid.org/0009-0002-4815-7712>

Resumo. Nos últimos anos, a educação online e o volume de informações digitais cresceram significativamente, oferecendo conveniência aos alunos, mas também gerando desafios como a sobrecarga de informações. O aumento de recursos de aprendizagem disponíveis dificulta a busca por materiais relevantes, impulsionando o interesse nos sistemas de recomendação educacionais. Esses sistemas filtram informações e fornecem recursos adequados ao perfil e objetivos dos alunos, considerando características como estilo de aprendizagem, restrições de tempo e conhecimento prévio. Este artigo realiza uma revisão sistemática para identificar como o estilo de aprendizagem e a disponibilidade de tempo são utilizados como parâmetros na recomendação de caminhos de aprendizagem.

Palavras-chave: caminhos de aprendizagem, sistemas de recomendação educacionais, estilos de aprendizagem, restrições de tempo para aprendizagem.

Abstract. In recent years, online education and the volume of digital information have grown significantly, offering convenience to students but also generating challenges such as information overload. The increase in available learning resources makes it difficult to find relevant materials, driving interest in educational recommendation systems. These systems filter information and provide resources tailored to the students' profiles and learning objectives, considering characteristics such as learning style, time constraints, and prior knowledge. This article conducts a systematic review to identify how learning style and time availability are used as parameters in recommending learning paths.

Keywords: learning path, educational recommendation systems, learning styles, time constraints for learning.



1. Introdução

O uso de Tecnologias Digitais de Informação e Comunicação (TDIC) tem se tornado cada vez mais presente em ambientes educacionais, especialmente por meio de Ambientes Virtuais de Ensino e Aprendizagem (AVEAs). Esses ambientes permitem o acesso a materiais didáticos, interação entre alunos e professores, além de oferecer recursos para o desenvolvimento de atividades e avaliações online. Atualmente, existem diversos AVEAs disponíveis, sendo a plataforma *Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment (Moodle)*¹ um exemplo de ambiente virtual amplamente utilizado no mundo, que possibilita a criação de cursos online e a gestão de atividades educacionais a distância de forma eficaz e interativa.

No contexto da Educação a Distância (EaD), observa-se um crescimento significativo na oferta de cursos, especialmente nas Instituições de Ensino Superior (IES). Paralelamente, há um aumento dos recursos de aprendizagem (RE) disponíveis nos repositórios educacionais. Conforme Raj Renumol (2018), esse grande volume de RE na internet pode levar à sobrecarga de informações, dificultando para os alunos a busca por materiais adequados, especialmente quando precisam equilibrar seu tempo disponível para aprendizagem e múltiplos objetivos em diferentes cenários (Zhou et al., 2021).

Ramos et al. (2021) argumentam que, apesar dos sistemas de *e-learning* facilitarem o aprendizado e permitirem que os alunos aprendam no seu próprio ritmo e conforto, ainda existem desafios que afetam o desempenho acadêmico, como a necessidade de fornecer materiais que atendam às suas necessidades e limitações. Muitos sistemas não são projetados para fornecer um percurso claro e estruturado para atingir os objetivos de aprendizado, o que pode causar sobrecarga, desengajamento ou desmotivação nos alunos. Para mitigar esses desafios, os Sistemas de Recomendação Educacionais (SRE) são uma abordagem eficaz. Esses sistemas ajudam os alunos a buscar e selecionar conteúdos mais adequados às suas necessidades educacionais, utilizando informações sobre como os alunos interagem com os recursos educacionais para filtrar e fornecer materiais que sejam pertinentes ao seu contexto de aprendizagem, tornando o processo mais eficiente (Behar, 2018).

Um sistema de recomendação de caminhos de aprendizagem pode orientar os alunos de acordo com suas características individuais, ajudando-os a seguir uma sequência de atividades que os leve a alcançar seus objetivos educacionais (Zhou et al., 2021). Esses caminhos personalizados oferecem flexibilidade aos alunos para selecionar conteúdos adequados, otimizando assim a realização de seus objetivos de aprendizagem. No processo de recomendação, os principais parâmetros para personalização são atributos relacionados ao perfil educacional dos usuários, com ênfase recente em informações acadêmicas e estilos de aprendizagem (da Silva et al., 2022).

De maneira geral, os estilos de aprendizagem referem-se aos métodos que um aluno aplica com frequência para observar o ambiente, captar informações, as processar, compreender seu significado e então transformá-las em conhecimento. Portanto, identificar seu estilo é essencial quando se pretende criar um ambiente de aprendizagem personalizado e fornecer conteúdo adaptável, pois poderá ajudar a melhorar os resultados de aprendizagem, aumentar a satisfação dos alunos e reduzir o tempo necessário para apren-

¹ <https://docs.moodle.org/all/pt-br/O-caso-Moodle>



der (Joseph et al., 2022). Atualmente, existem vários modelos de avaliação dos estilos de aprendizagem, com critérios próprios para classificar os alunos.

Além desses parâmetros, a disponibilidade de tempo dos alunos é um fator crucial para a recomendação de caminhos de aprendizagem (Nabizadeh et al., 2020). A variação no tempo que os alunos podem dedicar ao estudo, devido a fatores como multitarefa e má administração do tempo, torna essencial a identificação desse parâmetro. Assim, a recomendação de caminhos de aprendizagem deve considerar a disponibilidade de tempo dos alunos para maximizar sua pontuação e eficiência no aprendizado (Nabizadeh et al., 2019).

Nesse contexto, este trabalho visa realizar uma revisão sistemática com o objetivo de identificar e analisar estudos sobre sistemas de recomendação de caminhos de aprendizagem que utilizam estilos de aprendizagem e/ou restrições de tempo do aprendiz como parâmetros de personalização na recomendação. Ao mapear a literatura existente, buscamos entender como essas características são integradas nos sistemas de recomendação.

2. Fundamentação Teórica

Este trabalho envolve as áreas de caminhos de aprendizagem, sistemas de recomendação educacionais e estilos de aprendizagem. Nesta seção é apresentada uma visão geral dessas áreas.

Os Sistemas de Recomendação Educacionais apoiam a aprendizagem sugerindo materiais de estudo e auxiliando o planejamento pedagógico dos professores, utilizando mecanismos e algoritmos para mapear as interações e trajetórias dos estudantes no ambiente virtual (Behar, 2018). A recomendação personalizada é crucial para melhorar a aquisição de conhecimento, ajudando os alunos a lidar com a sobrecarga de informações e sugerindo materiais adequados às suas necessidades (Klašnja-Milićević et al., 2016). Para isso, diversas características dos alunos, como nível de conhecimento, habilidades, conhecimento prévio, objetivos de aprendizagem, restrições de tempo e estilos de aprendizagem, são usadas individualmente ou em conjunto no processo de recomendação.

Segundo da Silva et al. (2022), em pesquisas recentes, os estilos de aprendizagem têm tido destaque como parâmetro usado para recomendação de materiais e caminhos de aprendizagem, sendo considerado um aspecto importante para criar materiais de aprendizado personalizados e organizá-los em um ambiente virtual. Dessa forma, conhecendo os estilos de aprendizagem dos estudantes, o professor poderá propor novas metodologias e estratégias de ensino direcionadas, utilizando técnicas capazes de promover um processo de aprendizado mais eficaz e duradouro, e sobretudo, direcionar o processo de ensino e aprendizagem às especificidades.

Vários modelos de estilo de aprendizagem têm sido sugeridos para a avaliação do estilo do aprendiz, como o modelo de Kolb (Kolb, 1984), o modelo de Honey-Alonso (Alonso et al., 1997) e o modelo de Felder-Silverman (FSLSM) (Felder et al., 1988). Cada modelo tem seus próprios critérios para classificar os alunos, juntamente com o estilo de ensino sugerido para cada um deles (Agarwal et al., 2022).

De acordo com Zhou et al. (2021), a construção de um caminho de aprendizagem envolve a elaboração de uma sequência de atividades destinadas a ajudar os alunos a desenvolver conhecimentos e habilidades específicas, adaptadas aos seus objetivos edu-

cacionais. A Figura 1 mostra um modelo de caminho de aprendizagem usando um grafo dirigido para representar os percursos dos alunos no AVA, onde recursos e atividades são vértices (V) e a navegação entre eles é representada por arestas (Ramos et al., 2017). O diâmetro dos vértices indica o número de interações e os valores nas arestas mostram a frequência das transições. Arestas verdes indicam a sequência definida pelo professor, azuis mostram avanços diretos dos alunos, e vermelhas indicam retornos a atividades anteriores.

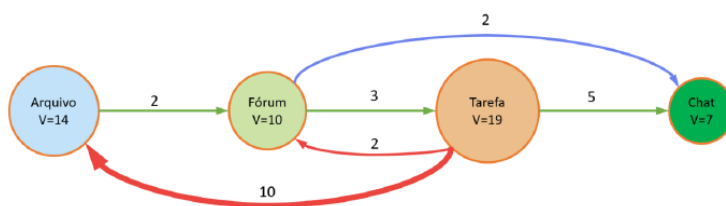


Figura 1. Modelo de trilha de aprendizagem Ramos et al. (2017).

3. Revisão Sistemática

Dresch et al. (2015) definem Revisão Sistemática da Literatura (RSL) como um estudo secundário capaz de mapear, analisar e extrair resultados a partir dos estudos primários significativos, com base em questões de pesquisa, além de descobrir lacunas para o desenvolvimento de novas pesquisas.

Esta RSL tem como objetivo identificar os estudos sobre sistemas de recomendação de caminhos de aprendizagem que utilizam estilos de aprendizagem e/ou restrição de tempo do aprendiz como parâmetros de personalização. O seu desenvolvimento teve como embasamento teórico a metodologia sugerida por Petersen et al. (2008). Nesse contexto, as principais etapas da RSL realizada (Figura 3) consistiram em: definição de questões de pesquisa, busca por trabalhos relevantes, seleção e filtragem de trabalhos, e como etapa final a extração de dados e mapeamento.

Portanto, para a realização da RSL foi necessário a elaboração das questões de pesquisa, da *string* de busca, a definição das fontes de dados, e os critérios de inclusão e exclusão. O questionamento inicial que motivou esta revisão foi “Como os sistemas de recomendação de caminhos de aprendizagem tiram proveito das informações contextuais de estilos de aprendizagem e disponibilidade de tempo dos alunos?”. A partir disso, foram definidas as seguintes questões de pesquisa: QP1 - Quais as técnicas/abordagens estão sendo utilizadas para implementar SR de caminhos de aprendizagem?; QP2 - Quais os parâmetros de personalização usados para a recomendação?; QP3 - Qual a teoria de estilo de aprendizagem mais utilizada nos sistemas de recomendação de caminhos de aprendizagem?

O estudo foi realizado em bases de dados internacionais e um periódico brasileiro, considerando o período de 2016 até 2022. A seleção considerou a relevância dessas bases na área de Informática na Educação, e, além disso, os resultados expressivos na pesquisa sobre o tema nessas fontes. Dessa maneira, foram consultados textos em português na Revista Novas Tecnologias na Educação (RENOTE), e em inglês nas bases *ACM Digital Library* (ACM), *IEEEExplore*, *Scopus* e *SpringerLink*.

**Tabela 1. Critérios de inclusão e exclusão aplicados para seleção dos artigos.**

Critérios de Inclusão	Critérios de Exclusão
Atende aos critérios da <i>string</i> de busca	Não pode ser acessado gratuitamente
Publicado entre os anos de 2016 a 2022	Duplicado nas bases de dados
Escrito em português ou inglês	Não possui número mínimo de 4 páginas
Publicado em anais de conferências ou periódicos	É uma revisão ou mapeamento sistemático
	O título ou <i>abstract</i> não abordam SRE e caminhos de aprendizagem ou seus sinônimos

Visando extrair as informações necessárias foram usadas as seguintes palavras chaves de busca: "Sistemas de Recomendação" e "Caminhos de Aprendizagem". Dessa forma, com a utilização desses termos, em português ou inglês, e considerando sinônimos, foram formuladas as combinações necessárias, dando origem as seguintes *strings* de pesquisa, de acordo com as bases de dados escolhidas:

- *String* de busca nas bases de dados internacionais: (("Recommend* Systems") AND ("Learning Trajectory" OR "Learning Path" OR "Learning Trail" OR "Learning Route" OR "Learning Itineraries"));
- *String* de busca na revista RENOTE: (Sistemas de Recomendação) AND (Trajetórias de Aprendizagem OR Caminhos de Aprendizagem OR Trilhas de Aprendizagem OR Rotas de Aprendizagem OR Itinerários de Aprendizagem).

É importante ressaltar que a *string* de busca foi adaptada de acordo com a sintaxe de cada biblioteca digital.

A próxima etapa, dentro da metodologia proposta, foi a definição dos critérios de inclusão e exclusão aplicados para seleção dos artigos. Os critérios definidos para essa RSL foram responsáveis pela recuperação mais restritiva dos estudos, junto às fontes de busca, e são apresentados na Tabela 1.

Primeiramente, foram recuperados os artigos que atenderam aos critérios de inclusão. Como resultado obteve-se o retorno de 309 documentos, sendo apenas 2 correspondentes a revista nacional. A Figura 2 ilustra o número de trabalhos encontrados por biblioteca, e por ano de publicação. Nessa análise, foram consideradas apenas as publicações das bases internacionais.

Percebe-se que, nas bases *Scopus* e *SpringerLink*, ocorreu um aumento no número de publicações desde os anos de 2019 e 2020, respectivamente. Além do mais, esse levantamento de informações pode ser importante para pesquisas futuras na referida área.

Em seguida, foi realizada a aplicação dos critérios de exclusão, que eliminaram 230 artigos. Além disso, não foram consideradas publicações que não utilizaram como parâmetro de personalização para a recomendação a disponibilidade de tempo e/ou estilo de aprendizagem do aluno, o que resultou na eliminação de mais 62 trabalhos. Portanto, 17 artigos foram lidos na íntegra, buscando responder aos questionamentos de pesquisa e, assim, apresentar o resultado final da análise (Tabela 3).

A Tabela 2 apresenta a relação entre o número total de trabalhos encontrados em cada repositório pesquisado e o número total de trabalhos selecionados, após a aplicação

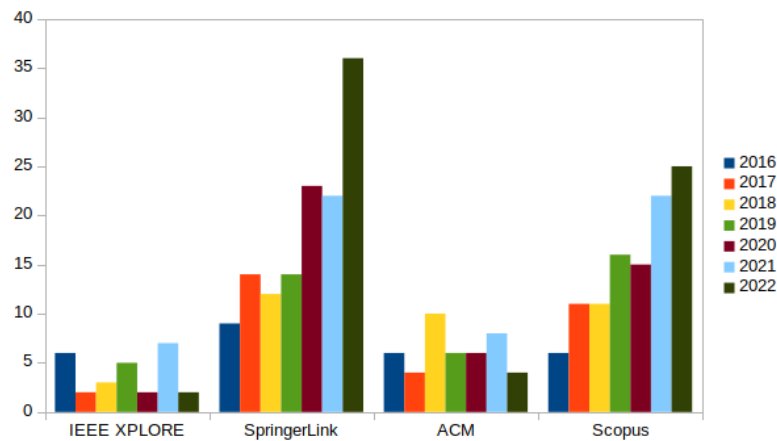


Figura 2. Número de publicações por base de dados e ano.

Tabela 2. Número de artigos recuperados e selecionados.

Biblioteca Digital	Recuperados	Selecionados
IEEEExplore	27	2
SpringerLink	130	4
ACM	44	1
Scopus	106	10
RENOTE	2	
Total	307	17

dos filtros mencionados. Por fim, a Figura 3 mostra as principais etapas desenvolvidas na RSL, bem como suas saídas.

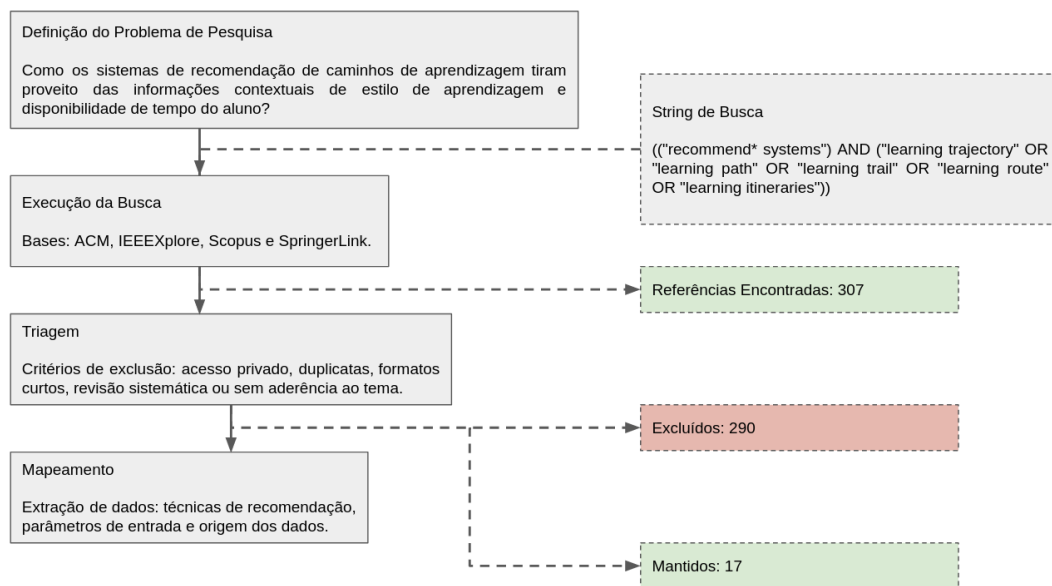


Figura 3. Etapas da RSL e os resultados.

Para uma melhor visualização, dos principais termos abordados nos artigos sele-

A Tabela 3 apresenta algumas características dos trabalhos selecionados: estratégia de recomendação, apontando o objetivo essencial da recomendação, as principais técnicas e algoritmos utilizados durante o estudo, os parâmetros de personalização usados para a recomendação e, o modelo de estilo de aprendizagem utilizado para identificar as preferências individuais de cada aluno.

Tabela 3. Principais características dos trabalhos selecionados.

Pesq.	Estratégia de Recomendação	Técnicas/Algoritmos	Parâmetros de Entrada	Modelo de EA
Elghouch et al. (2016)	Capacidade de corrigir o caminho de aprendizagem gerado	Filtragem colaborativa, rede bayesiana	Estilo de aprendizagem	FSLSM
Su et al. (2016)	Apresentar um diagrama de caminho numa unidade de aprendizagem de geometria	Abordagem híbrida (baseada em conteúdo, Fuzzy Delphi)	Estilo de aprendizagem	
Su (2017)	Gerar o diagrama de caminho de aprendizagem adaptativo	Abordagem híbrida, Fuzzy Delphi ISM, Repertory Grid Technique	Estilo de Aprendizagem	Kolb
Nabizadeh et al. (2017)	Maximizar a pontuação dos usuários dada uma restrição de tempo	DFS	Nível de conhecimento, tempo	
Dwivedi et al. (2018)	Um caminho com o maior índice de desempenho	Algoritmo genético de comprimento variável, FC	Nível de conhecimento estilo de aprendizagem	FSLSM
Zhu et al. (2018)	Recomendar o caminho de acordo com o cenário de aprendizagem	Algoritmo de edição de distância DFS, mapa de conhecimento	Restrição de tempo, histórico de aprendizagem	
Nabizadeh et al. (2019)	Um caminho que maximiza a pontuação de um usuário em um tempo limitado	IRT, probabilidade de erro para tempo de aprendizagem e pontuação, DFS	Nível de conhecimento, tempo gasto, desempenho com base na pontuação	
Nabizadeh et al. (2020)	Um caminho que maximiza a pontuação de um usuário em um determinado tempo	IRT, probabilidade de erro do tempo de aprendizagem e pontuação, fatoração de matrizes, gráfico de curso de duas camadas, DFS	Nível de conhecimento, tempo gasto, desempenho com base na pontuação	
Ouali Oumaira (2020)	Um caminho que maximiza a nota final do aluno	k-means	Tempo disponível, habilidade dos alunos	
Shanshan et al. (2021)	Sequência de recursos de aprendizagem online	Ontologia, PrefixSpan, filtragem colaborativa, SPM	Objetivos de aprendizagem, nível de conhecimento, EA	FSLSM
Zhou et al. (2021)	Caminhos de aprendizagem que satisfaçam o tempo limitado e atinjam a pontuação esperada	AprioriAll, DFS	Estilo de Aprendizagem, tempo, pontuação	

Continua na próxima página

Tabela 3 – Continuação da tabela

Pesq.	Estratégia de Recomendação	Técnicas/Algoritmos	Parâmetros de Entrada	Modelo de EA
Jeevamol Renumol (2021)	Recomendações com base nas características dos alunos	Ontologia, FC, técnica, baseada em conteúdo	Estilo de aprendizagem, nível de conhecimento	FSLSM
Agarwal et al. (2022)	Recomendar RE individuais e o caminho de aprendizado	FC, Clustering, ontologia Semantic Web Rule	Estilo de aprendizagem	FSLSM
Joseph et al. (2022)	Caminhos de aprendizagem visando melhorar o desempenho dos alunos	SequenceMatcher	Estilo de aprendizagem	FSLSM
Mainetti et al. (2022)	Lista de conteúdos de aprendizagem personalizados e caminhos mais adequados ao perfil do aluno	FC (AROLS, similaridade do coseno, SVD, correlação de Pearson), filtragem baseada em conteúdo, Q-Learning	Estilo de aprendizagem, matriz de avaliação dos recursos de aprendizagem	FSLSM
Raj Renumol (2022)	Caminhos de aprendizagem adequados às preferências e habilidades dos alunos	FC, ontologia, gráfico de conhecimento	EA, tempo disponível, nível de conhecimento, pontuação dos alunos	FSLSM
Li et al. (2022)	Determinar o caminho de aprendizagem de acordo com o cenário de aprendizagem do usuário	Rede de conhecimento, algoritmo de ordenação topológica do grafo direcionado	Objetivos de aprendizagem, limite de tempo, estilo de aprendizagem, nível cognitivo	

Fim da tabela



Neste cenário de trabalhos relacionados, pesquisados entre 2016 e 2022 nas bases *Scopus*, *SpringerLink*, *ACM*, *IEEEExplore* e na *RENOTE*, percebe-se que, os principais objetivos das estratégias de recomendação de caminhos de aprendizagem personalizados, são os seguintes: maximizar a pontuação do usuário dada uma restrição de tempo; recomendar o caminho com maior índice de desempenho; recomendar de acordo com o cenário de aprendizagem; recomendar caminhos adequados as preferências e habilidades do aluno. Dessa forma, os sistemas de recomendação de caminhos de aprendizagem foram aplicados com o objetivo de apoiar o processo de ensino, oportunizando aos alunos uma aprendizagem personalizada.

Conforme apresentado na Tabela 3, alguns estudos utilizaram apenas o estilo de aprendizagem, enquanto outros combinaram o estilo de aprendizagem com diferentes parâmetros para aprimorar os resultados das recomendações. A maioria desses estudos empregou o modelo de Felder-Silverman para identificar o estilo de aprendizagem dos alunos, destacando-se como uma abordagem amplamente aceita e eficaz.

Adicionalmente, a Tabela 3 revela que diversos trabalhos integraram a restrição de tempo com outros parâmetros de personalização, como a pontuação almejada pelo aluno ao final do curso, nível de conhecimento prévio, objetivos de aprendizagem, e desempenho acadêmico. Essa combinação visa proporcionar uma experiência de aprendizagem mais completa e ajustada às necessidades individuais dos alunos. Outros parâmetros considerados incluem a motivação, a interação com os materiais de aprendizagem e a evolução do desempenho ao longo do curso.

Dessa forma, é evidente que a integração de múltiplos parâmetros de personalização, incluindo o estilo de aprendizagem e as restrições de tempo, oferece um potencial significativo para melhorar a eficácia dos sistemas de recomendação educacionais. Isso reforça a necessidade de pesquisas futuras que explorem novas combinações de parâmetros e avaliem de maneira abrangente o impacto dessas estratégias na aprendizagem dos alunos.

4. Considerações e Trabalhos Futuros

A revisão sistemática realizada neste trabalho evidencia o significativo crescimento da educação online e o consequente aumento no número de recursos de aprendizagem disponíveis na internet. A análise dos 17 artigos lidos na íntegra revelou a importância dos sistemas de recomendação educacionais na filtragem de informações e na entrega de materiais de aprendizagem relevantes, alinhados ao contexto específico dos alunos.

A partir dos resultados obtidos, é possível concluir que o estilo de aprendizagem e as restrições de tempo do aprendiz representam parâmetros importantes na recomendação de caminhos de aprendizagem, visando enfrentar os desafios da sobrecarga de informações na educação online. Esses sistemas precisam ser continuamente aprimorados e adaptados às necessidades emergentes dos alunos.

Entretanto, a revisão também identificou lacunas e áreas que necessitam de mais pesquisas, como a integração de múltiplos parâmetros de personalização e a avaliação longitudinal dos impactos desses sistemas na aprendizagem. Para trabalhos futuros, é essencial explorar a combinação de diferentes parâmetros de personalização para melhorar ainda mais a precisão das recomendações. Além disso, deve-se realizar estudos de



longo prazo para avaliar os efeitos dessas recomendações na trajetória de aprendizagem dos alunos e no seu desempenho acadêmico.

Referências

- Agarwal, A., Mishra, D. S., and Kolekar, S. V. (2022). Knowledge-based recommendation system using semantic web rules based on learning styles for moocs. *Cogent Engineering*, 9, 2022568.
- Alonso, C. M., Gallego, D. J., and Honey, P. (1997). *Los estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora*. Mensajero Bilbao, España.
- Behar, P. A. (2018). *Recomendação pedagógica em educação a distância*. Penso Editora.
- da Silva, F. L., Slodkowski, B. K., da Silva, K. K. A., and Cazella, S. C. (2022). A systematic literature review on educational recommender systems for teaching and learning: research trends, limitations and opportunities. *Education and information technologies*, 1–40.
- Dresch, A., Lacerda, D. P., and Júnior, J. A. V. A. (2015). *Design science research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia*. Bookman Editora.
- Dwivedi, P., Kant, V., and Bharadwaj, K. K. (2018). Learning path recommendation based on modified variable length genetic algorithm. *Education and information technologies*, 23, 819–836.
- Elghouch, N., Seghroucheni, Y. Z., El Mohajir, B. E., Al Achhab, M., et al. (2016). Als_corr [lp]: An adaptive learning system based on the learning styles of felder-silverman and a bayesian network. : 2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt), 494–499. IEEE.
- Felder, R. M., Silverman, L. K., et al. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78, 674–681.
- Jeevamol, J. and Renumol, V. (2021). An ontology-based hybrid e-learning content recommender system for alleviating the cold-start problem. *Education and Information Technologies*, 26, 4993–5022.
- Joseph, L., Abraham, S., and Mani, B. P. (2022). Exploring the effectiveness of learning path recommendation based on felder-silverman learning style model: A learning analytics intervention approach. *Journal of Educational Computing Research*, 07356331211057816.
- Klašnja-Milićević, A., Vesin, B., Ivanović, M., Budimac, Z., and Jain, L. C. (2016). *E-learning systems: Intelligent techniques for personalization*, 112. Springer.
- Kolb, D. (1984). Individuality in learning and the concept of learning styles. *Experiential learning*, 61–98.
- Li, H., Gong, R., Zhong, Z., Xing, L., Li, X., and Li, H. (2022). Research on personalized learning path planning model based on knowledge network. *Neural Computing and Applications*, 1–13.
- Mainetti, L., Paiano, R., Pedone, M., Quarta, M., and Dervishi, E. (2022). Digital brick: Enhancing the student experience using blockchain, open badges and recommendations. *Education Sciences*, 12, 567.
- Nabizadeh, A. H., Gonçalves, D., Gama, S., Jorge, J., and Rafsanjani, H. N. (2020). Adaptive learning path recommender approach using auxiliary learning objects. *Computers & Education*, 147, 103777.
- Nabizadeh, A. H., Jorge, A. M., and Leal, J. P. (2019). Estimating time and score uncertainty in generating successful learning paths under time constraints. *Expert Systems*, 36, e12351.



- Nabizadeh, A. H., Mário Jorge, A., and Paulo Leal, J. (2017). Rutico: Recommending successful learning paths under time constraints. : *Adjunct publication of the 25th conference on user modeling, adaptation and personalization*, 153–158.
- Ouali, Y. and Oumaira, I. (2020). Reengineering ile: towards a model for adapting the learning path. : *2020 IEEE 6th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, 1–6. IEEE.
- Petersen, K., Feldt, R., Mujtaba, S., and Mattsson, M. (2008). Systematic mapping studies in software engineering. : *12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering (EASE) 12*, 1–10.
- Raj, N. S. and Renumol, V. (2018). Architecture of an adaptive personalized learning environment (aple) for content recommendation. : *Proceedings of the 2nd international conference on digital technology in education*, 17–22.
- Raj, N. S. and Renumol, V. (2022). An improved adaptive learning path recommendation model driven by real-time learning analytics. *Journal of Computers in Education*, 1–28.
- Ramos, D., Monteverde, I., do Nascimento, P., Amaral, G., and Oliveira, E. (2017). Um modelo para trilhas de aprendizagem em um ambiente virtual de aprendizagem. : *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, 28, 1407.
- Ramos, D. B., Ramos, I. M. M., Gasparini, I., and de Oliveira, E. H. T. (2021). A new learning path model for e-learning systems. *International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)*, 19, 34–54.
- Shanshan, S., Mingjin, G., and Lijuan, L. (2021). An improved hybrid ontology-based approach for online learning resource recommendations. *Educational Technology Research and Development*, 69, 2637–2661.
- Su, C. (2017). Designing and developing a novel hybrid adaptive learning path recommendation system (alprs) for gamification mathematics geometry course. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 13, 2275–2298.
- Su, C.-H., Fan, K.-K., and Su, P.-Y. (2016). A intelligent gamifying learning recommender system integrated with learning styles and kelly repertory grid technology. : *2016 International Conference on Applied System Innovation (ICASI)*, 1–4. IEEE.
- Zhou, J., Ma, X., Shan, P., and Wang, J. (2021). Learning path recommendation using lesson sequence and learning object based on course graph. : *2021 13th International Conference on Education Technology and Computers*, 7–12.
- Zhu, H., Tian, F., Wu, K., Shah, N., Chen, Y., Ni, Y., Zhang, X., Chao, K.-M., and Zheng, Q. (2018). A multi-constraint learning path recommendation algorithm based on knowledge map. *Knowledge-Based Systems*, 143, 102–114.