

Recomendação de Vídeos para o Processo de Aprendizagem: uma Revisão Sistemática da Literatura

João Pedro Ferreira¹, Lívia Campos¹, Antonio Marinho Neto¹, Cleon Pereira Junior¹

¹Instituto Federal Goiano (IF Goiano) – Campus Iporá – Iporá-GO – Brasil

{cleon.junior, livia.mancine}@ifgoiano.edu.br,

{pedrobarros2010, antomneto}@gmail.com

Abstract. *This article is a systematic review of the literature on the recommendation of videos in the educational area. With the remarkable expansion of content over the web, finding relevant and appropriate content is not an easy task, users have particularities and preferences, which makes the process individualized. Recommendation systems assess how relevant something is to a user, and seek to develop a solution to make a personalized recommendation. It was possible with the main research question, to visualize how recommendation systems are efficient in the video based learning.*

Resumo. *Este artigo trata-se de uma Revisão Sistemática da Literatura acerca da recomendação de vídeos no âmbito educacional. Com a notável expansão de conteúdos pela web, encontrar um conteúdo relevante e apropriado não é uma tarefa fácil, usuários possuem particularidades e preferências, o que torna o processo individualizado. Os sistemas de recomendação avaliam como algo é relevante para um usuário, e buscam desenvolver uma solução para efetuar uma recomendação personalizada. Foi possível com a questão de pesquisa principal, visualizar como sistemas de recomendação mostram-se eficientes na aprendizagem baseada em vídeo.*

1. Introdução

A utilização de vídeos como processo de ensino-aprendizagem tem sido bastante explorada. Existem muitas plataformas com fins educacionais que suportam esse tipo de recurso, por exemplo Udacity¹, Coursera², Khan Academy³. Além disso, o YouTube⁴, que não é uma plataforma exclusivamente voltada à educação, possui alguns canais com conteúdos educacionais. A maioria citada são fontes que podem ser exploradas no processo de aprendizagem, porém encontrar a mídia mais relevante sobre um conteúdo para determinada pessoa não é uma tarefa simples [Pereira et al. 2018].

É indiscutível que as mídias em formato de vídeo vêm crescendo nos últimos anos. No YouTube, por exemplo, em 2019, ocorreu em torno de 500 horas de envios de conteúdos para a plataforma por minuto⁵, porém nem tudo que é enviado é relevante para

¹<https://www.udacity.com/>

²<https://www.coursera.org/>

³<https://pt.khanacademy.org/>

⁴<https://www.youtube.com/>

⁵Disponível em : bit.ly/2QJpcNq

o ensino. Filtrar o que é importante para a aprendizagem de um determinado conteúdo se torna um desafio diante da quantidade de informações disponíveis. Neste sentido, os sistemas de recomendação têm trabalhado para permitir que aprendizes tenham acesso a materiais mais relevantes para a aprendizagem [Mulholland et al. 2016].

Existem algumas estratégias utilizadas por sistemas de recomendação. A Recomendação Baseada em Conteúdo (RBC) e a Filtragem colaborativa (FC) são exemplos de técnicas utilizadas. A RBC observa o conteúdo já avaliado ou consumido previamente pelo usuário e busca efetuar uma recomendação de conteúdos similares, fazendo assim o processo de personalização. Já o FC é um método de recomendação que alinha os perfis de muitos usuários e com base nas preferências dos mesmos são recomendados conteúdos semelhantes ou comuns para este nicho de usuários. Além disso, existem outros métodos, como por exemplo a técnica híbrida de recomendação. Em suma, um sistema de recomendação personalizada, quando adotado na educação, é conveniente para ajudar o estudante escolher conteúdo mais relevante para si [Pereira et al. 2018].

Por apresentar um leque de opções para a recomendação de vídeos, uma análise sobre o assunto é necessária. Neste aspecto, este trabalho apresenta uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) sobre a recomendação de vídeos no âmbito educacional. Com isso, pretende-se responder algumas questões de pesquisa, verificar o andamento dos trabalhos que utilizam a recomendação de vídeos no processo de aprendizagem e fazer um levantamento das tecnologias que têm sido utilizadas para dar suporte no processo de recomendação.

O trabalho está dividido como segue. Na seção 2 é apresentada a metodologia da pesquisa, expondo as etapas para a realização da RSL. A seção 3 exibe os resultados da pesquisa realizada, respondendo assim às questões de pesquisa. A seção 4 apresenta as discussões finais sobre este trabalho.

2. Metodologia

Figura 1. Fases da RSL. Adaptado de [Vieira et al. 2016]



Esta pesquisa apresenta uma RSL que visa verificar o processo de aprendizagem utilizando recomendação de vídeos. Como procedimento para a realização de busca e seleção dos trabalhos, levou-se em consideração as colocações apresentadas por [Kitchenham 2004]. Além disso, a ferramenta STaRT⁶ foi utilizada para auxiliar na organização dos trabalhos. De acordo com [Kitchenham 2004], há três etapas principais para

⁶Disponível em: http://lapes.dc.ufscar.br/tools/start_tool

a realização de uma RSL, sendo elas: planejamento, execução e resultados. A Figura 1 apresenta uma síntese de cada uma das etapas da RSL. As subseções seguintes detalham estas etapas para o trabalho que foi proposto.

2.1. Planejamento

Para este trabalho, a seguinte Questão de Pesquisa (QP) foi levantada: *Como a recomendação de vídeos tem auxiliado no processo de aprendizagem?* Para responder esta pergunta, outras três QPs foram elaboradas, sendo elas:

- **QP1: Como o perfil do estudante tem sido utilizado no processo de recomendação de vídeo?**
- **QP2: Quais variáveis têm sido exploradas para a recomendação de vídeos no processo de aprendizagem?**
- **QP3: Quais técnicas têm sido utilizadas para a recomendação de vídeos no processo de aprendizagem?**

Foram realizadas buscas por trabalhos completos, disponíveis em bases de artigos científicos. A busca se limitou aos trabalhos publicados a partir de 2014 (até a data de 24 de agosto de 2020). As bases utilizadas foram IEEE, Springer, Web of Science, Scopus e ACM. Além disso, na intenção de encontrar trabalhos também em português, foram analisados os repositórios da Comissão Especial de Informática na Educação (CEIE). A busca foi feita em português e inglês. As *strings* de busca a seguir foram projetadas na intenção de retornar trabalhos acerca do assunto. Além disso, foi criada uma *string* diferente para o repositório da CEIE, pois a base de dados são trabalhos focados na educação. A Tabela 1 apresenta uma generalização das Strings.

Tabela 1. Strings de busca para a seleção de artigos

Idioma	String
Inglês	(video recommendation AND (“e-learning” OR “education” OR “b-learning” OR “virtual learning”)
Português	(recomendação de vídeo AND (“e-learning” OR “educação” OR “b-learning” OR “aprendizagem virtual”)
Português (CEIE)	Recomendação de vídeo

A Tabela 2 apresenta os critérios de inclusão e exclusão para esta pesquisa. Os critérios de inclusão contém limitação de idiomas, formato de publicação e assunto.

Tabela 2. Critérios de exclusão e inclusão

Critério	Descrição
Exclusão	Artigo indisponível completamente via web, capítulo de livro sem resumo ou artigo sem vínculo com periódico, conferência ou workshop. Trabalhos duplicados e/ou com versão de publicação mais recente, ou mais completa. Trabalhos não relacionados a recomendação de vídeos em tópicos como: educação, e-learning, b-learning ou virtual learning. Publicações fora do período de 2014 a 2020.
Inclusão	Disponível em português ou Inglês. Aborda recomendação de vídeo para o processo de aprendizagem. Artigo completo ou resumido, publicado em periódicos ou anais de eventos, e capítulos de livros. Trabalhos entre o período 2014 a 2020.

Os critérios de inclusão e exclusão fazem parte da etapa de planejamento da RSL e é essencial um levantamento claro dos critérios para que as etapas seguintes sejam contempladas com sucesso. A busca foi realizada nas bases científicas que apresentam trabalhos relevantes na área de computação. Foram priorizadas as consultas avançadas e a *string* de busca foi adaptada para atender os comandos de cada uma das bases. As buscas permitiram vislumbrar o andamento das pesquisas com relação à ao processo de recomendação de vídeos no âmbito educacional. A seguir, a segunda etapa da RSL será descrita.

2.2. Execução

A etapa de execução, segundo os parâmetros levantados por [Kitchenham 2004], consiste em três partes: identificação, seleção e extração. Para a identificação dos trabalhos, as *strings* de busca foram executadas nas bases científicas selecionadas para a RSL. Nesta etapa, um total de 137 trabalhos foram levantados. A busca se deu, em grande parte, através dos títulos, resumo e palavras-chave. Em algumas bases a busca teve que se estender por todo o trabalho, por não permitir a seleção somente por título, resumo e palavras-chave. Nota-se que no processo de identificação houve uma discrepância do número de trabalhos retornados pelas bases.

Após a identificação dos trabalhos, houve uma leitura de títulos e resumos para a seleção de pesquisas relevantes para esta RSL. Nesta etapa, um total de 27 trabalhos foram selecionados por apresentarem indícios que poderiam contribuir para a presente investigação. Por fim, ao realizar a leitura na íntegra, 16 trabalhos foram incluídos, seguindo os critérios de inclusão e exclusão apresentados no protocolo. A Tabela 3 apresenta o número de trabalhos detalhado por base de busca.

Tabela 3. Número de publicações por base nas etapas do processo de execução.

Base	Identificação	Seleção	Extração
ACM Digital Libray	9	2	0
IEEE Xplore	2	1	1
Science Direct	1	0	0
Scopus	31	13	9
Springer Link	94	7	4
CEIE	5	4	2
Total	142	27	16

Nota-se que a Springer retornou bastante trabalho na fase de identificação. O motivo é o que já foi citado anteriormente, a base não apresenta de forma simples uma opção por busca que não tenha que englobar o texto na íntegra. Após a execução das três etapas, a SCOPUS foi a que conseguiu um maior número de trabalho. Os trabalhos resultantes, apresentados após realizar a etapa de extração da fase de execução, foram ordenados por título e estão relacionados na Tabela 4.

Tabela 4. Trabalhos resultantes após critérios da RSL.

Título	Ano	Referência
<i>Analysing emotional sentiment in people's YouTube channel comments</i>	2016	[Mulholland et al. 2016]
<i>A Novel Design of Education Video Personalized Recommendation System Based on Collaborative Filtering Recommendation Technology</i>	2015	[Jun and Min 2015]
<i>A content-based recommendation algorithm for learning resources</i>	2018	[Shu et al. 2018]
<i>A Cross-Curriculum Video Recommendation Algorithm Based on a Video-Associated Knowledge Map</i>	2018	[Zhu et al. 2018]
<i>BROAD-RSI—educational recommender system using social networks interactions and linked data</i>	2018	[Pereira et al. 2018]
<i>Course video recommendation with multimodal information in online learning platforms: A deep learning framework</i>	2020	[Xu and Zhou 2020]
<i>Differentially private online learning for cloud-based video recommendation with multimedia big data in social networks</i>	2016	[Zhou et al. 2016]
<i>Multimedia based Information Retrieval Approach based on ASR and OCR and Video Recommendation System</i>	2017	[Bhabad et al. 2017]
<i>Recommending Scientific Videos Based on Metadata Enrichment Using Linked Open Data</i>	2018	[Medrek et al. 2018]
<i>Research on the Innovation and Integrated Development of College Ideological and Political Work Based on Short Video Recommendation Model</i>	2020	[Yu 2020]
<i>Seqsense: Video recommendation using topic sequence mining</i>	2018	[Bhatt et al. 2018]
<i>Teaching video recommendation based on student evaluation</i>	2018	[Zhang et al. 2018]
<i>Utilização de Enriquecimento Semântico para a Recomendação Automática de Videoaulas no Moodle</i>	2020	[Dias et al. 2020]
<i>Video-based learning assistant scheme for sustainable education</i>	2019	[Jung et al. 2019]
<i>Videopedia: Lecture Video Recommendation for Educational Blogs Using Topic Modeling</i>	2016	[Basu et al. 2016]
<i>YoutubeOntology: Uma ontologia do youtube para auxiliar um sistema de recomendação ubíqua de conteúdos</i>	2017	[Bezerra et al. 2017]

3. Resultados

Esta RSL focou em recomendação de vídeos para a educação, pois no processo de recomendação, onde necessidades individuais são consideradas, é esperado que haja uma melhora no aproveitamento dos conteúdos oferecidos. Nesse sentido, a pesquisa buscou integrar o máximo de trabalhos possíveis para que seus resultados fossem mais sólidos. A seguir, as questões de pesquisa serão respondidas de acordo com os resultados obtidos a partir do levantamento realizado nesta RSL.

3.1. QP3: Quais técnicas têm sido utilizadas para a recomendação de vídeos no processo de aprendizagem?

A recomendação de vídeos é muito discutida atualmente, isso se deve ao fato de nem todo conteúdo ser relevante para um usuário. Assim, existem diversos métodos para efetuar esta recomendação de tais conteúdos, cada qual com suas vantagens e desvantagens.

[Jun and Min 2015], [Zhang et al. 2018] e [Bezerra et al. 2017] utilizam de um sistema de recomendação baseado em Filtragem Colaborativa (FC). Este método busca alinhar o perfil de usuários com interesses similares e, com base nas preferências em comum, são recomendados conteúdos semelhantes para esse nicho de usuários. O trabalho de [Jun and Min 2015] aborda sobre a evolução no engajamento dos estudantes com os vídeos após a implantação do sistema. Já [Zhang et al. 2018] utiliza o FC para que seja feita uma recomendação consistente de vídeos a partir do conhecimento prévio do aluno. E então [Bezerra et al. 2017] aplica o método para a recomendação com base em um conteúdo chave, para que surjam novos conteúdos e assim sejam consequentemente recomendados.

[Shu et al. 2018] utiliza o método de Recomendação Baseada em Conteúdo (RBC) para suas recomendações. Este método recomenda materiais com base em dados que o usuário fornece, implicitamente ou explicitamente, utilizando preferências individuais para as recomendações que serão feitas ao usuário. A vantagem desta técnica é não necessitar de dados externos, por vezes fornecidos por outros usuários, para realizar a recomendação. O trabalho desenvolve um método para o melhor aproveitamento de metadados disponíveis.

[Pereira et al. 2018], [Zhu et al. 2018] utilizam métodos híbridos. [Pereira et al. 2018] desenvolve um método para recomendação não só de vídeos, mas também de outros conteúdos, porém usufrui do método híbrido para efetuar a recomendação de recursos com base em um perfil coletado de Redes Sociais. Já [Zhu et al. 2018] constrói uma ferramenta de recomendação que sugere recursos de que o usuário pode ou não levar em consideração. Com isso ele deseja descobrir o padrão de aprendizado e assim efetuar a recomendação de novos materiais constantemente. É interessante lembrar que ambos os métodos citados acima, FC e RBC, são métodos que ao iniciar suas recomendações estão parcialmente alinhados com o perfil do usuário, gerando assim recomendações não tão adequadas. A constante utilização da plataforma ou serviço que emprega esse método contribui para a predição das recomendações, gerando assim um ambiente mais alinhado com o usuário.

[Zhou et al. 2016] utiliza o método de recomendação *Context Aware* (CW), que consiste em adicionar contexto às suas recomendações, assim se adaptando para certas

situações contextuais do usuário. No seu trabalho é desenvolvido um método que é adaptável para certos conjuntos de informações e contextos, levando em conta a privacidade do usuário, um grande volume de dados e diversas variáveis futuras. Ao adicionar contextos é possível avaliar diversos estados do usuário, tornando assim a recomendação mais dinâmica na visualização dos resultados.

Já [Bhatt et al. 2018] utiliza de *Sequence Mining* (SM), que consiste em recomendar itens nos quais são avaliados como parecidos ou sequenciais de acordo com seu método, para que o estudo do usuário seja contínuo e haja materiais a serem explorados. O método utiliza de técnicas de RBC e Topic Modeling (TM). Em seu trabalho foi possível efetuar a integração entre os sistemas devido a grande adaptabilidade da estrutura das técnicas utilizadas. O estudo busca os padrões de cada vídeo para que sejam ligados com outros de outras plataformas, assim fazendo uma recomendação por meio das plataformas.

[Basu et al. 2016] e [Dias et al. 2020] utiliza o método TM para efetuar suas recomendações. TM é um método usado para lidar com vastas quantidades de informações, sendo possível organizar, procurar ou descrever tais informações. Consiste em formar conjuntos de dados, e é análogo a uma análise semântica, para que sejam identificadas padrões, e assim recomendar o mais provável e relevante conteúdo. O trabalho de [Jung et al. 2019] traz uma abordagem que também se encaixa no método utilizado pelos autores acima, traz esquemas de análise semântica e uma modelagem ao redor de tópicos. Percebe-se que essa abordagem é utilizada quando o autor pretende efetuar uma análise em uma busca pelos conteúdos, essa busca pode na maioria das vezes não levar em conta o perfil do usuário, mas sim, a pesquisa feita.

3.2. QP2: Quais variáveis têm sido exploradas para a recomendação de vídeos no processo de aprendizagem?

Os trabalhos de [Jun and Min 2015], [Zhu et al. 2018] e [Xu and Zhou 2020] analisam o tempo de visualização como uma variável, esse tipo de variável geralmente é avaliada implicitamente pelo sistema. Isso é importante pois, a mesma tende a demonstrar interesses ocultos do usuário. Já os trabalhos de [Shu et al. 2018], [Medrek et al. 2018], [Basu et al. 2016], [Bhatt et al. 2018], [Jung et al. 2019] e [Bhabad et al. 2017] utilizam ferramentas ou métodos para conseguir extrair do vídeo, metadados, palavras-chave e/ou resumos baseados em falas ou imagens apresentadas no vídeo. Existem técnicas muito conhecidas para fazer este tipo de extração, como por exemplo: Automatic Speech Recognition (ASR) e Optical Character Recognition (OCR). Este é um estilo crescente nos trabalhos avaliados, pois cada vez é mais difícil de avaliar se tal conteúdo é ou não relevante para um usuário com base em metadados como: título, palavras-chave, autor ou tempo de duração.

A pesquisa de [Mulholland et al. 2016], assim como de [Zhang et al. 2018] utilizam interfaces para obter a opinião do usuário, através de uma avaliação, e levam em consideração tais opiniões. Esta avaliação nos trabalhos apresentados é explícita. Porém, alguns trabalhos utilizam técnicas implícitas de avaliação de conteúdo, como visto no início da questão de pesquisa, quando se fala de visualização como uma variável.

3.3. QP1: Como o perfil do estudante tem sido utilizado no processo de recomendação de vídeo?

O perfil do usuário se torna muito importante quando se fala de recomendação, pois é com base nele em que serão feitas as entregas de conteúdos, a análise do perfil é feita pelo método e assim são recomendados os conteúdos. Porém nem todos os trabalhos aqui citados empregam esse método. [Basu et al. 2016] constrói um sistema de busca que tem em seu núcleo um sistema de recomendação, com base na pesquisa do usuário são exibidos os resultados para aquela pesquisa em singular.

A identificação desse perfil pode ser feita com base em suas pesquisas, conteúdos consumidos, conteúdos famosos, conteúdos semelhantes, dentre outros. O principal objetivo da definição do perfil é o real aproveitamento das informações ali presentes para a recomendação sequencial dos conteúdos.

O trabalho de [Pereira et al. 2018] emprega um método que utiliza diretamente o perfil do usuário de um ambiente externo, como uma rede social. Assim, é possível extrair dados do usuário como: interesses educacionais, contextos do usuário, interesses de usuários em comum. Com essas informações, é possível aplicar um filtro para a recomendação dos conteúdos, que torna viável a ligação dos tópicos relevantes do usuário com ele mesmo. E ao visualizar o perfil do usuário na recomendação é possível ter convicção de que a recomendação está sendo feita da maneira correta para o usuário, gerando assim algo sequencial para a aprendizagem do usufruidor.

Já [Zhou et al. 2016] leva em conta a grande quantidade de dados, a privacidade e o contexto dos usuários. O método construído também tem sua base em uma rede de usuários, que é utilizada para a extração dos dados. Variáveis como status social, idade, profissão e *hobbies* são levadas em consideração ao analisar o perfil do usuário. A recomendação dos conteúdos tem como base o perfil do usuário na plataforma, sendo assim uma estrutura de recomendação totalmente engajada com o contexto do usuário.

Percebe-se que o perfil do usuário é utilizado na intenção da recomendação sequencial dos conteúdos, tendo como foco principal o alinhamento das recomendações com o perfil e contextos atuais do usuário. Porém, nem todos os trabalhos retornados pelo protocolo da RSL levam em conta o perfil do usuário na recomendação. A busca por conteúdos por si só pode envolver um mecanismo de recomendação para o usuário, gerando assim algo personalizado e pontual para a ocasião.

3.4. QP: Como a recomendação de vídeos tem influenciado e auxiliado no processo de aprendizagem?

Este trabalho procurou apresentar como a recomendação de vídeos tem influenciado no processo de aprendizagem. Esta subseção busca responder tal questão de pesquisa com base no levantamento de outras três questões de pesquisa.

Os sistemas de recomendação têm a habilidade de influenciar o usuário na escolha de conteúdos, para que o mesmo tenha melhor aproveitamento nas suas decisões [Mulholland et al. 2016]. Através de análises é que são feitas essas recomendações, influenciando o usuário a ter acesso a um conteúdo alinhado com seus dados já registrados [Pereira et al. 2018]. É perceptível que toda essa recomendação com base em análises, traz grande benefício para o estudante, lhe proporcionando assim um estudo que seja

completamente engajado ao tema procurado. Trata-se de analisar as variáveis disponíveis, e assim formar constantemente uma linhagem de conteúdo específica para apresentar opções relevantes ao usuário, trazendo então o benefício da escolha [Medrek et al. 2018].

Desta forma, fica bem claro como a recomendação de vídeos vem influenciando os estudantes nas suas escolhas em determinados tópicos. Foi possível visualizar também o contexto na qual a recomendação é feita, a maior parte dos trabalhos apresenta a recomendação como um conteúdo adicional e não principal. E como dito na pesquisa de [Medrek et al. 2018], um sistema de recomendação não precisa sempre recomendar conteúdos certos, mas sim evitar conteúdos irrelevantes.

4. Discussões Finais

Neste artigo foi realizada uma RSL para investigar e entender melhor como a recomendação de vídeos tem contribuído no processo de aprendizagem, e também identificar os resultados já obtidos através de análises. A partir dessa pesquisa foi possível visualizar como a recomendação de vídeos tem influenciado na educação, com sugestões de vídeos que ajudam o aprendiz e melhoram o seu aproveitamento do conteúdo.

Foi possível visualizar também diferenças entre os métodos de recomendação e os contextos que cada qual se aplica, sendo os métodos FC e TM, os mais utilizados para a recomendação dos conteúdos. Os métodos trazem uma abordagem focada na recomendação de maneira geral, sem o foco real na educação. Apesar de tal fato, estes conseguem se sair muito bem como visto na recomendação para os usuários do método. É relevante ressaltar que as variáveis exploradas podem evoluir em uma combinação melhor entre as possíveis avaliações, a questão implícita foi abordada em uma quantidade menor de trabalhos e é uma variante que pode trazer vários benefícios para recomendação, como interesses específicos em vídeos que abordam grandes conceitos.

É perceptível que, apesar da grande evolução nas maneiras de recomendação, a maioria dos trabalhos se preocuparam ligeiramente com o conhecimento prévio do aprendiz. A classificação da probabilidade da recomendação do conteúdo em formato de vídeo ser vantajosa para o nível de conhecimento do aprendiz ainda é uma questão em aberto. Apesar de ambicioso, este tópico pode trazer grandes ganhos para os resultados de diversas abordagens, podendo ser adotado em ambientes virtuais de aprendizagem e sistemas tutores inteligentes.

Referências

- Basu, S., Yu, Y., Singh, V., and Zimmermann, R. (2016). Videopedia: Lecture video recommendation for educational blogs using topic modeling.
- Bezerra, S. F., Silva, S., Neto, F. M., and Silva, P. (2017). Youtubeontology: Uma ontologia do youtube para auxiliar um sistema de recomendação ubíqua de conteúdos. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 28, page 1787.
- Bhabad, D. T., Therese, S., and Gedam, M. (2017). Multimedia based information retrieval approach based on asr and ocr and video recommendation system. In *2017 International Conference on Current Trends in Computer, Electrical, Electronics and Communication (CTCEEC)*, pages 1168–1172. IEEE.

- Bhatt, C., Cooper, M., and Zhao, J. (2018). Seqsense: Video recommendation using topic sequence mining. In *International Conference on Multimedia Modeling*, pages 252–263. Springer.
- Dias, L., Barrere, E., and Souza, J. (2020). The impact of semantic annotation techniques on content-based video lecture recommendation. *Journal of Information Science*, page 016555152093173.
- Jun, X. and Min, W. (2015). A novel design of education video personalized recommendation system based on collaborative filtering recommendation technology. In *Ubiquitous Computing Application and Wireless Sensor*, pages 471–480. Springer.
- Jung, S., Son, M., il Kim, C., Rew, J., and Hwang, E. (2019). Video-based learning assistant scheme for sustainable education. *New Review of Hypermedia and Multimedia*, 25(3):161–181.
- Kitchenham, B. (2004). Procedures for performing systematic reviews. *Keele, UK, Keele University*, 33(2004):1–26.
- Medrek, J., Otto, C., and Ewerth, R. (2018). Recommending scientific videos based on metadata enrichment using linked open data. In *International Conference on Theory and Practice of Digital Libraries*, pages 286–292. Springer.
- Mulholland, E., Mc Kevitt, P., Lunney, T., and Schneider, K.-M. (2016). Analysing emotional sentiment in people’s youtube channel comments. In *Interactivity, Game Creation, Design, Learning, and Innovation*, pages 181–188. Springer.
- Pereira, C. K., Campos, F., Ströele, V., David, J. M. N., and Braga, R. (2018). Broad-rsi-educational recommender system using social networks interactions and linked data. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1):7.
- Shu, J., Shen, X., Liu, H., Yi, B., and Zhang, Z. (2018). A content-based recommendation algorithm for learning resources. *Multimedia Systems*, 24(2):163–173.
- Vieira, M. A. et al. (2016). Modelagem de espaços inteligentes pessoais e espaços inteligentes fixos no contexto de cenários de computação ubíqua.
- Xu, W. and Zhou, Y. (2020). Course video recommendation with multimodal information in online learning platforms: A deep learning framework. *British Journal of Educational Technology*, n/a(n/a).
- Yu, C. (2020). Research on the innovation and integrated development of college ideological and political work based on short video recommendation model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1533:042038.
- Zhang, J., Zhang, Y., Wu, X., and Li, G. (2018). Teaching video recommendation based on student evaluation. In *International Conference on Cloud Computing and Security*, pages 182–190. Springer.
- Zhou, P., Zhou, Y., Wu, D., and Jin, H. (2016). Differentially private online learning for cloud-based video recommendation with multimedia big data in social networks. *IEEE transactions on multimedia*, 18(6):1217–1229.
- Zhu, H., Liu, Y., Tian, F., Ni, Y., Wu, K., Chen, Y., and Zheng, Q. (2018). A cross-curriculum video recommendation algorithm based on a video-associated knowledge map. *IEEE Access*, 6:57562–57571.