

Quais as Melhores Maneiras de Apresentar as Recomendações para os Usuários? Um Mapeamento Sistemático da Literatura

Title: What are the best ways to present recommendations to users? A systematic mapping study

Caroline Sala de Borba¹, Isabela Gasparini¹

¹ Universidade do Estado de Santa Catarina, Centro de Ciências Tecnológicas - Joinville

carolinesala16@gmail.com, isabela.gasparini@udesc.br

Abstract. *Recommender systems use information about the user to generate a set of personalized items as a suggestion and are applied in contexts where it exists an overload of content available to the user. The way these recommendations are viewed is now the focus of recent studies based on the need to improve the user experience with recommender systems. This paper presents a Systematic Mapping Study aiming to identify the best ways to present recommendations to users. A total of 434 papers were identified, of which 27 were selected for further analysis. The results point to a tendency towards self-explanatory and interactive interfaces.*

Keywords. *Recommender systems, Visualization, User experience, Human-Computer Interaction.*

Resumo. *Os sistemas de recomendação utilizam de informações do usuário para gerar um conjunto de itens personalizados como sugestão e são aplicados em contextos onde existe sobrecarga de conteúdo disponível ao usuário. A maneira como a visualização dessas recomendações é realizada passou a ser foco de estudos recentes conforme a necessidade de melhorar a experiência do usuário com os sistemas de recomendação. Este trabalho apresenta um mapeamento sistemático da literatura visando identificar as melhores maneiras de apresentar as recomendações para os usuários. Um total de 434 artigos foram identificados, dos quais 27 foram selecionados para análise. Os resultados apontam uma tendência para as interfaces autoexplicativas e interativas.*

Palavras-Chave. *Sistema de Recomendação, Visualização, Experiência do usuário, Interação Humano-Computador.*

1. Introdução

Os Sistemas de Recomendação são ferramentas e técnicas de softwares para geração de itens interessantes para o usuário e se referem a vários processos de tomada de decisão,

como quais itens comprar, que música ouvir ou qual notícia online ler (Ricci *et al.* 2011). Seu surgimento se deu com o intuito de resolver a sobrecarga de informação da década de 90 causada pela rápida expansão da internet (Calero Valdez *et al.* 2016). Por conta disso alguns autores o definem como ferramenta web ou tecnologia web.

Anteriormente, as pesquisas voltadas para a avaliação de Sistemas de Recomendação eram focadas principalmente no desempenho do algoritmo recomendador, especialmente a precisão de sua sugestão (Pu *et al.* 2012). As pesquisas que não eram de caráter avaliativo tinham o foco voltado para a análise dos métodos utilizados pelo algoritmo, como filtragem colaborativa ou baseado em conteúdo por exemplo, objetivando a melhora dos sistemas (Huaiqing *et al.* 2016).

Após alguns estudos realizados nos últimos anos, foi reconhecido que somente a precisão não era suficiente para alcançar a satisfação dos usuários, fidelizá-los e persuadi-los a comprar. Era necessário mais que qualidade nos itens recomendados, como outras medidas de eficácia do sistema em apresentar as recomendações, explicar o motivo de suas sugestões e a capacidade de inspirar a confiança dos usuários ao tomar as decisões. Essas medidas passaram a ter mais importância na percepção do usuário sobre o sistema (Pu *et al.* 2012).

Os métodos de visualização, por sua vez, foram recebendo gradual atenção conforme surgiram as necessidades de melhora da experiência do usuário (Huaiqing *et al.* 2016). A visualização como conceito se refere a teoria, método e tecnologia que mostram os dados sob forma de gráficos ou imagens utilizando computação gráfica e tecnologia de processamento de imagem e ela é utilizada não somente para fortalecer a eficiência de reconhecimento de dados mas também para apresentar as informações claramente e de forma eficaz (Huaiqing *et al.* 2016).

Existem muitas formas de visualizações de recomendações em estudo, criadas e aprimoradas. A utilização de rótulos, como os grandes sites utilizam, tem um caráter explicativo do processo de recomendação para o usuário e acrescenta um grau de transparência e persuasão (Pu *et al.* 2012). Alterar a localização dos itens na tela do computador utilizando um *layout* que coloca os itens no lado direito da tela (YouTube) ou na parte inferior da tela (Amazon), também é uma estratégia de visualização dos itens recomendados (Pu *et al.* 2012). Ambos citados, visualização utilizando rótulos e localização dos itens na tela, exibem uma lista de alguns itens, mas também existe uma técnica que utiliza de exibição dos itens em grade que possibilita apresentar um número maior de recomendações (Pu *et al.* 2012).

Dado o crescimento na área de visualizações das recomendações, bem como as diferentes *interfaces* de visualização que surgiram recentemente e as questões que ainda precisam ser discutidas, propõe-se um Mapeamento Sistemático da Literatura que segundo Petersen *et al.* (2015), realizam uma estruturação de uma área de pesquisa e fornecem uma visão geral da mesma. Este estudo secundário tem como o objetivo identificar as melhores maneiras de apresentar as recomendações para os usuários e desta forma auxiliar na experiência do usuário ao interagir com o Sistema de Recomendação.

Este trabalho apresenta a fundamentação teórica (seção 2) com conceitos relevan-

tes para a pesquisa. Na sequência, a metodologia de mapeamento utilizada e as decisões que foram tomadas durante a pesquisa como questão de pesquisa, palavras-chave, *string* de busca, mecanismos de busca, critérios de inclusão e exclusão (Seção 3). São apresentados o processo de extração dos dados (Seção 4), o resultado do processo avaliativos dos artigos (Seção 5) e um tópico de melhores práticas para a apresentação das recomendações (Seção 6). As ameaças a validade deste estudo (Seção 7) e um tópico final que apresenta as conclusões obtidas (Seção 8) formam as partes finais do artigo.

2. Fundamentação Teórica

Nesta seção será apresentado o conceito de Sistemas de Recomendação e as abordagens existentes (seção 2.1), juntamente com a importância da apresentação da recomendação (seção 2.2).

2.1. Sistemas de Recomendação

Os sistemas de recomendação são ferramentas e técnicas de software que fornecem sugestões para itens com maior probabilidade de interesse para um usuário específico (Ricci *et al.* 2015). “Item” é o termo geral usado para denotar o que o sistema recomenda aos usuários e, normalmente, os sistemas se concentram em um tipo específico de item como filmes, músicas, produtos (Ricci *et al.* 2015). O design do sistema, a *interface* gráfica do usuário e a técnica de recomendação central usada para gerar as recomendações são todas personalizadas para fornecer sugestões úteis e eficazes para esse item específico e esses sistemas são direcionados para contextos onde o usuário está frente a um conjunto grande de itens e precisa de uma ferramenta para encontrar itens adequados (Ricci *et al.* 2015).

Existem vários tipos de abordagem de Sistemas de Recomendação, as mais populares são recomendação por filtragem colaborativa, recomendação baseada em conteúdo e a abordagem híbrida.

A filtragem colaborativa possui como ideia básica que se os usuários compartilharam os mesmos interesses no passado, referente aos mesmos itens, eles possivelmente terão gostos semelhantes no futuro (Jannach *et al.* 2010). Com essa ideia se estabelece um conjunto de vizinhos para o usuário e os itens recomendados são com base no perfil desses vizinhos.

A recomendação baseada em conteúdo é baseada na disponibilidade de descrições de item, que podem ser criadas manualmente ou automaticamente extraídas por outros algoritmos, e relaciona a um perfil que atribui importância as características de cada item e preferências do usuário (Jannach *et al.* 2010). O processamento desta abordagem é textual, tanto as características e preferências do usuário quanto as descrições dos itens.

Dependendo do problema e do escopo de aplicação dos Sistemas de Recomendação, pode ser vantajoso utilizar uma técnica híbrida que combine várias técnicas diferentes e assim, o sistema pode ser aprimorado através da hibridização da filtragem colaborativa com técnicas baseadas em conteúdo, ou outras técnicas existentes (Jannach *et al.* 2010).

2.2. Apresentação da Recomendação

Chama-se resultado da recomendação o conjunto de itens que um sistema de recomendação produz e apresenta a um usuário ativo (Pu *et al.* 2012). Identificada como um fator crucial para persuadir os usuários a aceitar os itens recomendados, a apresentação de cada sistema de recomendação deve utilizar estratégias específicas que sejam sensíveis às necessidades de informação dos usuários e/ou aos objetivos comerciais do Sistema de Recomendação (Pu *et al.* 2012).

A percepção dos usuários sobre o Sistema de Recomendação está diretamente relacionada à sua confiança no sistema. Esta confiança, portanto, pode ser definida como uma relação de longo prazo entre o usuário e a organização que representa o sistema de recomendação (Pu *et al.* 2012). Então, os resultados recomendados podem afetar a confiança dos usuários sobre se o sistema está fornecendo informações cada vez mais úteis (Pu *et al.* 2012). Isto posto, entende-se que, se a recomendação conseguir inspirar a confiança e a motivação dos usuários para gastar mais esforços de interação, os mesmos preferiram cada vez mais o sistema (Pu *et al.* 2012).

Em seu estudo, os autores Pu *et al.* (2012) definem algumas questões de apresentação da recomendação, a saber: precisão, familiaridade, novidade, diversidade, compatibilidade de contexto, explicação das recomendações e suficiência de informação.

A precisão, uma das questões mais discutidas recentemente, é definida como o grau em que os usuários sentem que as recomendações propostas combinam seus interesses e preferências. A familiaridade, é definida como a presença de itens bens conhecidos nas recomendações e sua importância é devido ao usuário preferir recomendações familiares ao invés de desconhecidas. Também conhecida e definida por alguns autores de “serendipity”, a novidade é uma medida que tem o intuito de surpreender, ou seja, fornecer a experiência de receber recomendações de itens inesperados. Sugere-se também, que o conjunto de itens recomendados mantenha um certo nível de diversidade mesmo com o risco de comprometer a precisão geral das recomendações. A compatibilidade de contexto é um conceito que avalia se as recomendações consideram os requisitos de contexto geral ou pessoal, permitindo que os usuários estejam a disposição de recomendações adequadas e que atendem as suas necessidades instantâneas, mesmo sem ter estabelecido um perfil completo dentro do sistema. A explicação da recomendação tem como objetivo auxiliar os usuários a entender o motivo dos itens que lhe são recomendados e indo mais além que a explicação, a questão de suficiência da informação se refere a fornecer informações cruciais sobre os itens para facilitar os processos de tomada de decisão dos usuários.

3. Processo Metodológico

Neste trabalho foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura com base na metodologia de Petersen *et al.* (2015). Estudos de mapeamento sistemático são projetados para dar uma visão geral de uma área de pesquisa por meio de classificação e contagem de contribuições em relação a categoria das publicações (Petersen *et al.* 2015). Envolve a busca na literatura para saber quais tópicos foram abordados na literatura e onde a literatura foi publicada (Petersen *et al.* 2015).

Os autores Petersen *et al.* (2008) definem as etapas do mapeamento como: (1)

Definição das Questões de Pesquisa, (2) Condução da Busca, (3) Triagem dos Artigos, (4) Categorização e (5) Extração dos Dados.

Nas próximas seções são descritas cada etapa do processo metodológico com exceção da etapa de Extração dos Dados que será abordada no tópico 4.

3.1. Questão de Pesquisa

Visto a crescente importância com a visualização das recomendação e a mudança no cenário atual da área, o objetivo deste trabalho é identificar quais são as melhores práticas na apresentação das recomendações. Com isso, define-se a seguinte questão de pesquisa:

- **QP:** Qual(is) a(s) melhor(es) maneira(s) de apresentar a(s) recomendação(ões) para os usuários?

3.2. Condução da Busca

Para conduzir a busca dos artigos é necessário identificar as palavras-chave, definir a *string* de busca e selecionar os mecanismos de busca de artigos científicos.

3.2.1. Palavras-chave

Após definida a questão de pesquisa foram listadas vários termos em inglês que poderiam representar a ideia de apresentação e recomendação, ou seja, a interface do sistema de recomendação. Após listadas as palavras, elas foram testadas nos mecanismos de buscas para identificar qual termo era usado pelos pesquisadores para encontrar o conteúdo desejado. Em paralelo a isso, os artigos encontrados eram lidos a fim de identificar se um estudo semelhante já havia sido realizado ou não. No entanto, nenhum mapeamento com questões semelhantes foi encontrado. As palavras listadas estão mostradas na Tabela 1.

Tabela 1. Palavras-chave listadas

<i>Layout</i>
<i>Interface</i>
<i>Structure</i>
<i>Visualization OR Visualisation</i>
<i>Presentation</i>
<i>Appearance</i>
<i>Display</i>
<i>Show</i>

Cada palavra foi adicionada ao termo “*Recommender Systems*” e testadas nas bases de artigos repetidas vezes, conforme definido por Petersen *et al.* (2015). A palavra “*visualization*”, e sua variação “*visualisation*” retornaram artigos coerentes com a área de pesquisa e foi frequentemente utilizada por artigos relacionados ao tema.

3.2.2. String de busca

A *string* de busca é mostrada na Tabela 2. Ressalta-se que cada mecanismo de busca possui *interfaces* específicas quanto a forma de realizar a busca por artigos e desta forma a *string* apresentada é genérica quanto as características dos mecanismos.

Tabela 2. String de busca

title OR abstract OR key words:
 (“*recommender systems*” OR “*recommendation systems*” OR
 “*recommender system*” OR “*recommendation system*”) AND
 (*visualization OR visualisation*)

Sempre que possível a busca nos mecanismos era configurada para encontrar as palavras da *string* no título do artigo, no resumo ou nas palavras-chave. A *string* consiste nas variações do termo Sistema de Recomendação em inglês adicionado as duas variações da palavra visualização, também em inglês.

3.2.3. Mecanismos de Busca

Com base no artigo dos autores Buchinger *et al.* (2014) que tem como objetivo elencar os mecanismos de busca que apresentam as melhores condições para facilitar a busca por artigo científico sob avaliação de vários critérios, foram escolhidos quatro mecanismos. Os mecanismos escolhidos foram *IEEE Xplore Digital Library*, *ACM Digital Library*, *Scopus* e *ScienceDirect* por estarem relacionados a área de pesquisa. A Tabela 3 mostra os resultados da *string* de busca em cada mecanismo. A coluna retornados indica a quantidade de artigos total retornada quando aplicada a *string* de busca e a coluna disponível indica a quantidade de artigos que estava disponível para *download* no site.

Tabela 3. Resultado da busca nos mecanismos

Mecanismo de Busca	Retornados	Disponível
<i>IEEE Xplore Digital Library</i>	139	138
<i>ACM Digital Library</i>	138	130
<i>Scopus</i>	350	144
<i>ScienceDirect</i>	23	22
Total	650	434

3.3. Triagem dos artigos

Para filtrar pela quantidade total em busca dos artigos relevantes para a pesquisa, foram definidos critérios de inclusão e exclusão do artigo. Os critérios de inclusão (CI) são:

- **CII:** incluir artigos que abordem diretamente a visualização da recomendação no âmbito geral. Artigos que não são sobre como foi realizada a visualização da recomendação ou que contenham apenas um tópico referente a criação da visualização não são o foco desta pesquisa.

Os critérios de exclusão (CE) são:

- **CE1:** eliminar artigos que não tenham as palavras da *string* de busca no título, no resumo ou nas palavras-chave. Percebe-se que se as palavras-chave não estão contidas nestes campos significa que não é o foco da pesquisa.
- **CE2:** eliminar artigos que não estejam no intervalo de 2007 a 2017. O mapeamento sobre sistemas de recomendação realizado por Bobadilla *et al.* (2013) mapeia os artigos no período de 1989 à 2013, acompanhando grande parte do histórico de publicações sobre o tema. O autor identificou que a partir de 2007 o número de publicações cresceu ano a ano com um pico de mais de 40 publicações em 2009. Outro fator determinante na escolha do período de pesquisa, foram mapeamentos semelhantes sobre diferentes aspectos do sistema de recomendação que utilizaram o período de 10 anos ou menos a contar do ano atual de pesquisa, como por exemplo o trabalho de Sezgin e Özkan (2013) na área da sistemas de recomendações voltados para a saúde e a revisão de Figueroa *et al.* (2015) de *linked data-base* em sistemas de recomendação. Alguns artigos utilizam um período menor como por exemplo o mapeamento sistemático de Ferreira *et al.* (2017) de 2012 a 2016 sobre sistemas de recomendação educacionais. A atual pesquisa teve início em 2018 e o intervalo das buscas incluiu de 2007 até o último ano completo.
- **CE4:** eliminar artigos com menos de quatro páginas. Artigos com menos de 4 páginas são artigos resumidos ou que estejam em fase de desenvolvimento, e por isso ainda não apresentam um resultado final de uma pesquisa.
- **CE5:** eliminar artigos que não estejam em inglês ou português.
- **CE6:** eliminar estudos secundários. Estudos primários correspondem a investigações originais e estudos secundários são de revisões, revisões sistemáticas, mapeamentos sistemáticos, metanálises, análises longitudinais, etc., que não tratam em solucionar um problema específico, e sim, estabelecer o estado da arte ou conclusões sobre os estudos primários.
- **CE7:** eliminar artigos que não falem diretamente sobre a visualização da recomendação.
- **CE8:** eliminar artigos que não tenham exposto, ou não tenha avaliado, a proposta de visualização com usuários. Para obter conclusões sobre as melhores práticas é necessário que os autores realizem a avaliação da visualização proposta.

Os critérios CE1 e CE2 foram realizados na filtragem dos mecanismos de buscas, portanto o valor de 434 artigos disponíveis já passaram por esse critério. Os critérios de exclusão CE6, CE7 e CE8 foram realizados junto com a parte de Categorização e Extração dos Dados por exigirem uma análise maior do artigo em questão. O resultado da triagem consta na Tabela 4. Após os CEs, foram excluídos 407 do total de 434, resultando em 27 artigos para serem estudados.

3.4. Categorização

Durante o processo metodológico, identificou-se a existência de três conceitos diferentes sobre a área e a necessidade de distingui-los, a saber: visualização da recomendação, recomendação visual e sistema de recomendação de visualização.

Tabela 4. Relação dos artigos eliminados

Eliminados	Quantidade
CE3	82
CE4 + CE5	47
CE6	4
CE7	249
CE8	10
Não são artigos (Sumário, Índice, Outros)	3
Recomendação de visualização (CE7)	11
Recomendação visual (CE7)	1
Total	407

Visualização da recomendação é o enfoque da atual pesquisa e se trata do uso de diferentes técnicas de visualizações para apresentar as recomendações geradas pelo Sistema de Recomendação proporcionando uma melhor experiência de usuário.

O artigo encontrado no processo de mapeamento dos autores Jagadeesh *et al.* (2014), utiliza-se do termo de recomendação visual para referenciar a recomendação de imagens, itens visuais, e seu contexto é utilizar uma peça de roupa escolhida pelo usuário e recomendar uma peça complementar apenas com base na imagem, ou seja, sem utilização de texto no processo de recomendação. Pode-se, portanto, entender como recomendação visual a recomendação de itens de caráter visual.

Sistema de recomendação de visualização, é uma nova classe de sistemas de visualização, que podem identificar e recomendar interativamente visualizações relevantes para uma tarefa analítica (Vartak *et al.* 2017). Alguns dos artigos resultantes sobre Sistema de Recomendação de Visualização tem como objetivo determinar a ordem de visualização de um usuário com relação à classificação feita por outros usuários do mesmo grupo (Schedl *et al.* 2016), recomendar a visualização de um dado relevante para uma plataforma de visualização colaborativa de cientistas (Peng e Jinqi 2017), identificar o contexto dos dados do usuário automaticamente considerando o propósito da visualização de dados e recomendar o tipo de gráfico mais preciso a ser usado (Kanchana *et al.* 2017).

Os artigos sobre recomendação de visualização e recomendação visual não foram analisados nesse trabalho e por isto constam na relação de artigos eliminados da tabela 4.

4. Extração dos Dados

Após o resultado dos critérios, 27 artigos foram selecionados para serem analisados. Os próximos tópicos mostram o resultado da extração de dados desses artigos.

4.1. Dados Gerais

O primeiro dado extraído refere-se a localização dos países das instituições em que os autores dos artigos são filiados. Cada artigo adicionou uma unidade no total e esta foi dividida proporcionalmente pelas diferentes filiações dos autores de um mesmo artigo. O

resultado pode ser observado no gráfico da Figura 1. O país mais representativo foi os Estados Unidos da América (EUA) que acumulou um total de 10,96 participações, seguido pela Alemanha com 3 participações.

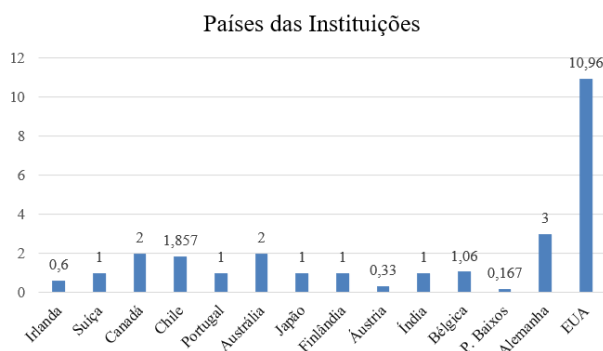


Figura 1. Países das instituições cujos autores são filiados

Considera-se interessante analisar as frequências de publicações dos 27 artigos no intervalo definido para a pesquisa, que consiste de 2007 a 2017. A Figura 2 mapeia as frequências pelo ano. É possível observar um pico de cinco publicações em 2014 e outro de oito publicações em 2017.



Figura 2. Frequências de publicações por ano

Outro fator analisado foi a quantidade de artigos publicados em periódicos e conferências. Do total de 27 artigos analisados, 23 são de conferências e 4 de periódicos. As seguintes tiveram apenas uma publicação cada. A Tabela 5 lista os periódicos e as quantidades de publicações em cada um deles. Dentre quatro publicações em periódicos, duas foram no *International Journal of Human-Computer Studies*. A Tabela 6 lista as conferências e as quantidades de artigos publicadas em cada uma delas. A conferência com mais publicações foi a IUI (*International Conference on Intelligent User Interfaces*) com cinco, em seguida, tem-se a UMAP (*Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*) com três e RecSys (*Conference on Recommender Systems*) com dois.

Tal análise permite ter um panorama de quais periódicos ou conferências são utilizadas para publicar artigos da área e obter um indicativo de relevância dessas conferências e periódicos.

Periódico	Quantidade
<i>International Journal of Human-Computer Studies</i>	2
<i>IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems</i>	1
<i>ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)</i>	1

Tabela 5. Lista dos periódicos e quantidades de publicações

Conferência	Sigla	Qtd
<i>International Conf. on Intelligent User Interfaces</i>	IUI	5
<i>Conf. on User Modeling, Adaptation and Personalization</i>	UMAP	3
<i>Conf. on Recommender Systems</i>	RecSys	2
<i>International Conf. on Information Visualisation</i>	IV	1
<i>Chilean Conf. on Human - Computer Interaction</i>	ChileCHI	1
<i>Conf. on Electronic Commerce</i>	EC	1
<i>International Conf. on Computational Science and Engineering</i>	CSE	1
<i>International Conf. on Computer and Communication Technology</i>	ICCCT	1
<i>Conf. on Visual Analytics Science and Technology</i>	VAST	1
<i>Australasian Computer Science Week</i>	ACSW	1
<i>Iberian Conf. on Information Systems and Technologies</i>	CISTI	1
<i>Visual Information Communication - International Symposium</i>	VINCI	1
<i>International Conf. on Applied Human Factors and Ergonomics</i>	AHFE	1
<i>Conf. on Human Factors in Computing Systems</i>	CHI	1
<i>Eurographics Conf. on Visualization</i>	EuroVis	1
<i>Conf. on Hypertext and Social Media</i>	HT	1

Tabela 6. Lista de conferências e quantidades de publicações

4.2. Domínio e Abordagem dos Artefatos

Realizou-se uma análise de quais são os domínios e abordagens dos Sistemas de Recomendação encontrados nos artigos. Dentro os 27 artigos avaliados, alguns artigos tratavam da mesma estratégia de visualização para um mesmo sistema de recomendação mas avaliado de maneira diferente. Neste sentido, foram analisados 22 artefatos diferentes que correspondem a estratégias diferentes de visualização.

O termo domínio de um Sistema de Recomendação se refere ao que ele recomenda, quais objetos são recomendados e, portanto, em qual contexto ele está inserido. Em relação aos domínios dos 22 artefatos analisados foi possível encontrar uma pequena recorrência de domínio como mostra o gráfico da Figura 3.

Destaca-se os domínios de Sistema de Recomendação de Filmes que possuem quatro artefatos e o Sistema de Recomendação de Palestras com três artefatos associados. A Figura 3 demonstra ainda que um artefato não teve um domínio associado e que alguns Sistemas de Recomendação são para dois domínios distintos como Eventos e Produtos ou Itens e Pessoas. Os Sistemas de Recomendação de Sequência de Eventos, recomendam uma sequência de eventos, como decisões a serem tomadas por um aluno de uma universidade, diferente do Sistema de Recomendação de Eventos e Produtos que recomendam eventos que irão ocorrer na região como seção de teatro, *show* e outros e também alguns

produtos.

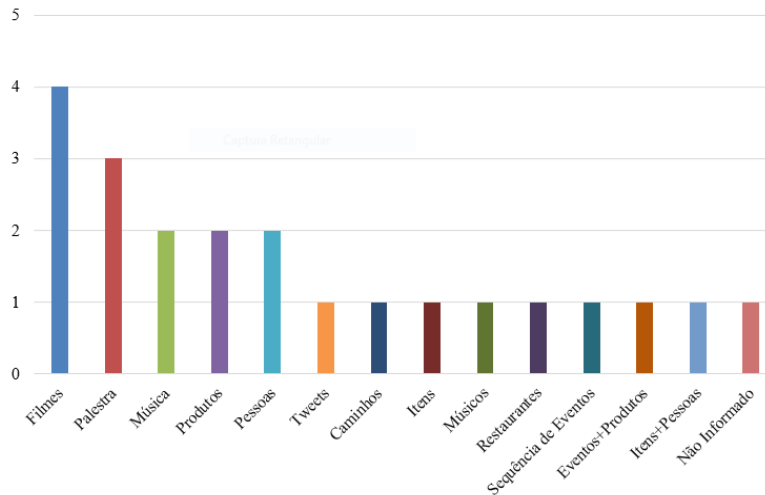


Figura 3. Domínios de atuação dos Sistemas de Recomendação

Com relação a abordagem de recomendação dos artefatos, a Figura 4 mostra os quatro tipos encontrados. A abordagem Filtragem Colaborativa e a abordagem Baseada em Conteúdo tiveram a mesma quantidade de artefatos. Em seguida a abordagem Híbrida somou cinco artefatos e a Baseada em Crítica dois. Três dos vinte e dois artefatos não indicaram qual a abordagem foi utilizada para o Sistema de Recomendação.

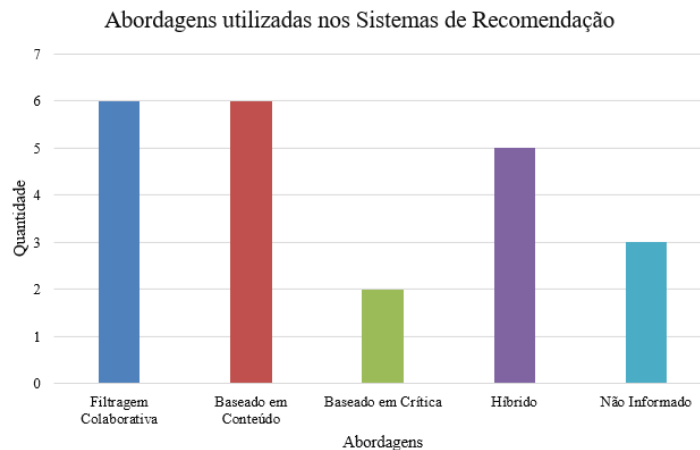


Figura 4. Abordagens utilizadas nos Sistemas de Recomendação

4.3. Processo Avaliativo dos Artefatos

Para o processo avaliativo das diferentes ferramentas de visualização dos artigos analisados, primeiro cada artigo foi estudado de forma individual, independente se se tratavam do mesmo artefato, visto que os processos avaliativos dos artigos foram diferentes. Ao processo avaliativo interessa como a *interface* de visualização foi avaliada, o que foi avaliado, qual foi o meio de avaliação, quantas pessoas participaram da avaliação e quais os resultados dessa avaliação.

Com o intuito de analisar como foram avaliadas as *interfaces* de visualização dos sistemas de recomendação, seis categorias foram criadas: exploração livre, *like/deslike*, comportamento no sistema, *feedback* livre do usuário, questionário e tarefas. Cada artigo poderia se enquadrar em mais de uma categoria. A Figura 5 mostra as categorias criadas e a quantas vezes cada categoria foi utilizada para avaliação.

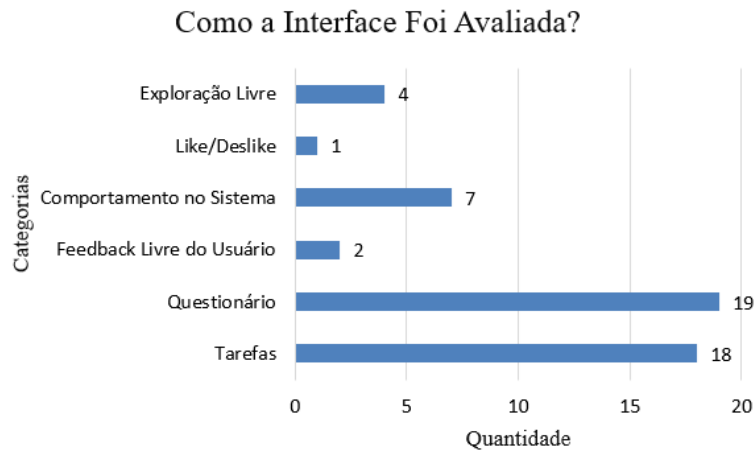


Figura 5. Categorias relacionadas a forma de avaliação das *interfaces* de visualização do Sistema de Recomendação

A exploração livre, utilizada quatro vezes, consiste em permitir que o usuário explore a *interface* livremente sem nenhuma restrição. A exploração livre geralmente é utilizada acompanhada da categoria questionário, que consiste em aplicar um questionário aos usuário que tiveram contato com a *interface* para coletar os dados. A categoria *like/deslike* permite que o usuário avalie as recomendações através de uma *interface* explícita que indique se gostou ou não gostou da recomendação. Já a categoria de comportamento no sistema coleta toda a interação do usuário com o sistema como clique, trajetória do *mouse*, tempo de interação, entre outros. O *feedback* livre do usuário foi utilizado como uma forma de coleta de dados livre onde os usuários poderiam expressar o que sentiam enquanto interagiam com o sistema ou após. Na categoria tarefa, amplamente utilizada nas avaliações, se estabelece a descrição de algumas interações possíveis com a *interface* em forma de tarefa para ser executada pelos participantes e durante ou após a realização das tarefas podem ser utilizadas outras categorias para coleta de dados dos usuários. As categorias de avaliação que mais se destacaram foram o questionário, utilizado 19 vezes e o de tarefas, utilizado 18 vezes.

Ao identificar os critérios que foram avaliados na *interface* de visualização dos Sistemas de Recomendação e do próprio Sistema de Recomendação propriamente dito, surgiram quatro categorias diferentes sobre o escopo dos critérios de avaliação, são eles: critérios de usabilidade (que inclui a usabilidade), critérios sobre a interação dos usuários com a *interface* e o sistema, critérios sobre o conjunto de recomendações e critérios sobre o Sistema de Recomendação. Quatro dos 27 artigos analisados não especificaram quais os critérios avaliados.

O gráfico da Figura 6 mostra os critérios de usabilidade eficiência, eficácia e utilidade. O pilar usabilidade no gráfico foi utilizado quando o critério de usabilidade avaliado não foi explicado nos artigos estudados ou deixado de maneira genérica. Além da usabilidade ser recorrente nas avaliações, a eficácia e eficiência que são metas de usabilidade também aparecerem frequentemente.

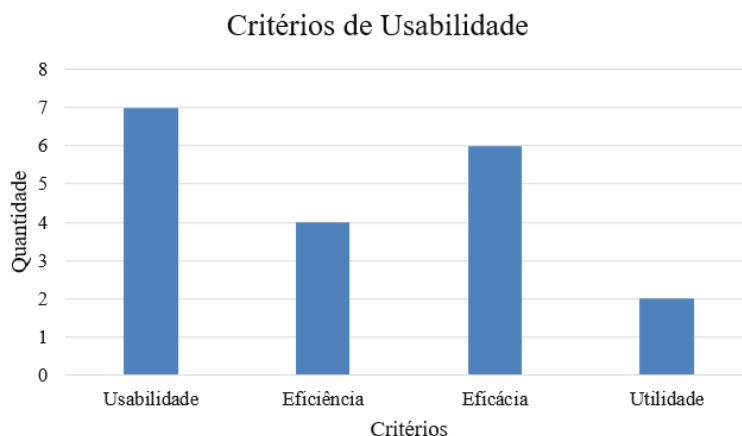


Figura 6. Categorias dos critérios de usabilidade

Voltado ainda mais especificamente para os critérios que avaliam a interação dos usuários com a *interface* do sistema, as medidas de Satisfação do usuário, que indica o quão satisfeito o usuário está com a *interface*, e Compreensibilidade da *interface* pelo usuário, que indica o quão fácil de entender é a *interface*, se mostraram mais frequentes que as outras medidas e cada uma foi utilizada seis vezes do conjunto de 27 artigos, como é visto no gráfico da Figura 7. Alguns critérios como Rendimento e Decepção do usuário não são tão populares na literatura. O Rendimento do usuário se refere a quantas tarefas estabelecidas o usuário conseguiu cumprir com sucesso e a Decepção do usuário pode ser calculada correlacionando as notas que o usuário deu para os itens recomendados com as notas que esses itens receberam de um conjunto de k-vizinhos próximos.

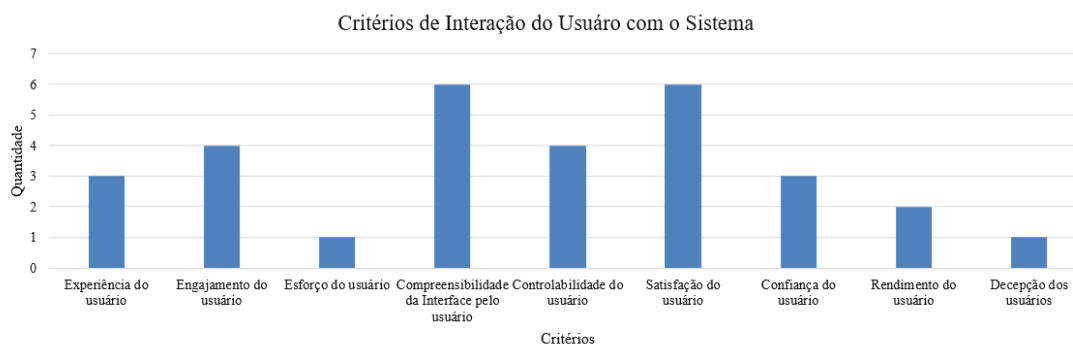


Figura 7. Categorias dos critérios sobre a interação dos usuários com a *interface* e o sistema

Dos critérios relacionados ao conjunto de recomendações, a precisão das

recomendações, que diz o quanto o conjunto de itens recomendados está de acordo com as preferências do usuário, se destaca dentre os outros critérios e foi utilizado quatro vezes no conjunto de 27 artigos em comparação com os outros que foram utilizadas apenas duas ou somente uma vez, conforme a Figura 8.

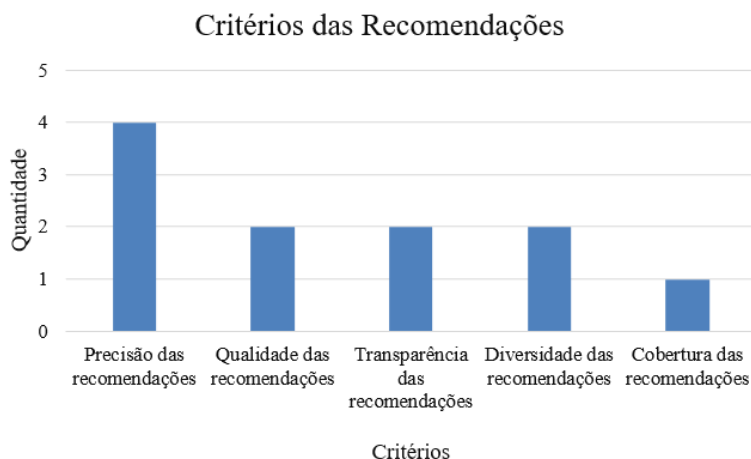


Figura 8. Categorias dos critérios sobre as recomendações do sistema

Com relação aos critérios do sistema de recomendação são apenas três: persuasão, reutilização e aplicabilidade do Sistema de Recomendação. A persuasão se refere ao quanto o sistema consegue persuadir os usuários a aceitar os itens recomendados e está fortemente ligada a confiança do usuário no sistema de recomendação. A reutilização diz do quanto o sistema de recomendação e sua *interface* podem ser reusados pelos usuários, os usuários voltarão para utilizar novamente no mesmo contexto ou em outro como por exemplo outro conjunto de dados ou outra conferência. A aplicabilidade avalia se o sistema de recomendação e sua *interface* são aplicáveis em contextos reais de uso.

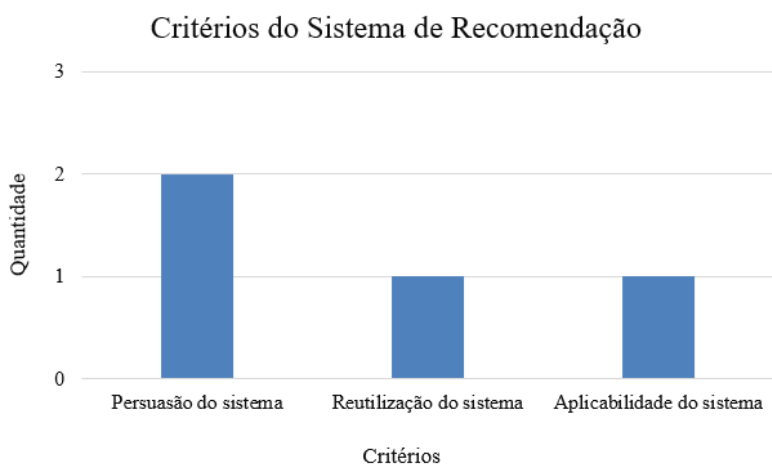


Figura 9. Categorias dos critérios sobre o Sistema de Recomendação

Quanto a forma de realização da avaliação, 10 dos 27 artigos realizaram a

avaliação online e 8 realizam em laboratórios, e 9 não informaram a forma em que foi realizada a avaliação.

A quantidade de pessoas que participaram das avaliações consiste em um conjunto de dados heterogêneo, variando de 3 até 240 pessoas envolvidas. A média consiste em aproximadamente 51,57 pessoas e a maioria dos dados compreende o intervalo de 3 à 57 pessoas. Cinco avaliações tiveram um número de participações superior, o número de participações atingido nessas cinco avaliações foram 83, 125, 163, 200 e 240 pessoas.

5. Resultado do Processo Avaliativo dos Artefatos

Esta seção apresenta uma descrição de cada visualização dos sistemas de recomendação e qual a conclusão obtida pelos autores após o processo de avaliação da *interface*.

5.1. Visualização para Sistemas de Recomendação de Filmes

O trabalho dos autores Kunkel *et al.* (2017) consiste em um Sistema de Recomendação de Filmes na qual a visualização das recomendações é feita em uma paisagem em três dimensões onde os itens estão distribuídos nos relevos e estes indicam as áreas de interesse para o usuário. As colinas indicam áreas de alto interesse e os vales as áreas de pouco interesse. O usuário pode atuar no processo de recomendação reformulando a paisagem, criando montes ou vales. Do resultado do processo avaliativo é possível concluir que os usuários ficaram satisfeitos com a proposta. A visualização se mostrou útil para obter uma visão geral de todo o espaço do item, a paisagem ajudou os usuários a entender como o seu perfil de preferência era representado no sistema e, por meio da manipulação da paisagem, os usuários se sentiram no controle sobre o processo de recomendação.

Com o mesmo intuito de uma visualização para um Sistema de Recomendação de Filmes, os trabalhos de O'Donovan *et al.* (2008) e de O'Donovan *et al.* (2009) propõem um modelo baseado em grafo, no qual o usuário está posicionado no centro e as arestas ligam este usuário a outros usuários do sistema, até um determinado limite, e aos diferentes gêneros de filmes indicando que existe um grau de afinidade. A manipulação dos ícones do grafo, aproximando ou afastando do usuário central, gera previsões dinâmicas no sistema em uma lista de recomendações.

Após o processo de avaliação do trabalho dos autores O'Donovan *et al.* (2008), foi possível observar que a maioria dos usuários que participaram da avaliação sentiram que o sistema forneceu, de maneira visual, uma boa explicação do processo de filtragem colaborativa e também se sentiram beneficiados com a interação. Os usuários que participaram da avaliação do trabalho de O'Donovan *et al.* (2009) declararam que entenderam a *interface* e, do mesmo modo, se sentiram beneficiados de interagir com o sistema. Os autores identificaram um problema com o *feedback* imediato ao usuário de suas interações com o sistema, pois os mesmo tendem a ajustar demasiadamente o grafo para obter os resultados desejados e algumas informações de correlações existentes são perdidas nesse processo, afetando assim a precisão do recomendador.

A proposta de Katarya *et al.* (2014) é uma *interface* interativa para recomendar filmes. A visualização apresenta o *folder* do filme e o tamanho é definido pela avaliação colaborativa, quanto maior, mais interessante ao usuário. A *interface* permite múltiplas

interações, clicar no título aparece a explicação colaborativa da recomendação, clicar na borda surge a explicação do conteúdo, o usuário pode ainda avaliar um item, alterar as características do sistema sobre o item, solicitar novas recomendações, entre outros. O resultado da avaliação indicou a *interface* como eficiente e o nível de decepção das recomendações foi baixo com base na classificação antes e depois do usuário relatar assistir ao filme. A *interface* obteve pontos positivos em termos de clareza da informação e utilidade da explicação.

O trabalho de Gedikli *et al.* (2014) teve como objetivo analisar dez tipos de explicações diferentes para Sistemas de Recomendações de Filmes. As abordagens avaliadas foram: (1) histograma com agrupamento, (2) histograma de classificações dos vizinhos, (3) classificação de vizinhos, (4) *interface* baseada em gráfico de pizza, (5) porcentagem de confiança do *MovieLens* na previsão, (6) contagem de vizinhos, (7) porcentagem geral classificada como 4, (8) classificação por média geral da *interface*, (9) nuvem de *tag* (conjunto de palavras-chave fornecidas pelo usuário que são relevantes para um item recomendado) e (10) nuvem de *tag* personalizada. Nos resultados de maneira geral, as explicações que utilizam a nuvem de *tags* baseada em conteúdo foram eficazes e particularmente bem aceitas pelos usuários e sua variante personalizada foi útil para tornar a lógica de recomendação transparente para os usuários, em comparação com as outras explicações. Com isso, as *interfaces* de nuvem de *tags* se colocam como candidatas para a construção de explicações dignas de confiança.

5.2. Visualização para Sistemas de Recomendação no Contexto Musical

Voltado para os Sistemas de Recomendação de Música, os autores Holm e Siirtola (2012) criaram uma visualização que utiliza avatares estereotipados para representar os gêneros musicais. O usuário pode criar o seu avatar escolhendo a cabeça, o corpo e o *background* e essa agregação gera uma nova lista de músicas com os gêneros que foram combinados. O resultado da avaliação mostrou que o protótipo é inovador, divertido, fácil de usar e inspira os usuários a explorar novos artistas e gêneros. No entanto, vários usuários comentaram que o conceito geral poderia servir melhor para os consumidores mais jovens do que para eles mesmos, e as principais razões para essa opinião eram os avatares como personagens de desenho animado e a seleção das músicas com melodias que lembravam jogos. Os participantes da avaliação refletiram que a proposta seria adequada apenas para complementar em vez de substituir os tradicionais aplicativos de reprodução de música baseados em texto. Os autores Holm e Siirtola (2012), após a avaliação dos avatares, observaram que alguns não eram reconhecidos pelos usuários e teriam que ser refeitos.

O trabalho de Saito e Itoh (2011) também propõe uma visualização para um Sistema de Recomendação de músicas chamado MUSICUBE. A visualização consiste em dispor as músicas como pontos em um espaço bidimensional com a técnica de dispersão e a cor do ponto indica o *status* da música. O vermelho indica que os usuários já avaliaram positivamente que a música corresponde aos seus propósitos, o azul indica que os usuários já avaliaram negativamente que a música não corresponde às suas finalidades, o amarelo indica que a canção não foi avaliada nem sugerida e o laranja é a cor da música que está sendo recomendada pelo MUSICUBE ao usuário. A estratégia de recomendação visual bidimensional que correlaciona duas características selecionadas pelo usuário é

considerada eficaz pelas avaliações realizadas, pois o grau de facilidade de encontrar as recomendações em quantidade dentro do conjunto total de itens foi surpreendente. Os autores identificaram a necessidade de melhorias com mais dados sobre a música e que esse tipo de recomendação visual é bom para ouvintes passivos que não estão ansiosos para procurar músicas preferíveis.

Com foco na música, mas em especial para recomendação de artistas, o trabalho de Andjelkovic *et al.* (2016) apresenta uma visualização com três seções: entrada, visualização e um painel de recomendação. Os usuários podem construir perfis inserindo nomes de artistas por meio de uma lista suspensa interativa e com base nas informações de humor associadas ao perfil dos artistas, o sistema posiciona um avatar do usuário em um espaço de humor pré-computado no espaço central. Assim, a recomendação de novos artistas é feita com base no humor relacionado aos artistas indicados. As recomendações são apresentadas em uma lista *top-n*. Os usuários podem ajustar a influência do humor por meio de um controle deslizante que redimensiona dinamicamente uma área de captação em torno da posição atual do avatar no espaço central. Os resultados obtidos indicam que a proposta de visualização aumenta a compreensão do usuário por ser autoexplicativa e intuitiva, entretanto as interações adicionais podem promover muita tensão cognitiva e devem ser ajustadas para uma melhor experiência do usuário.

5.3. Visualização para Sistema de Recomendação de Palestras

Os trabalhos de Parra e Brusilovsky (2013), Parra *et al.* (2014) e de Parra e Brusilovsky (2015) desenvolveram uma visualização para um Sistema de Recomendação de Palestras que apresenta os itens como pontos dentro de um diagrama de Venn com três elipses que se intersectam. No trabalho de 2013 cada elipse significa impacto do autor, conteúdo similar e artigos de co-autores. No trabalho de 2014 e 2015 cada elipse significa artigos similares, frequência de artigos marcados e frequência de citação. O usuário detém, em ambos os trabalhos, a possibilidade de controlar a importância de cada uma dessas variáveis por meio de três controles deslizantes que atingem valores de 0 a 1. As alterações nessa *interface* atualizam uma lista com as recomendações.

Os resultados da avaliação do trabalho dos autores Parra e Brusilovsky (2013), indicam que a visualização de controle visual teve um efeito positivo na experiência do usuário. A alta quantidade de interações do usuário com diagrama de Venn indicou o interesse dos mesmos em explorar as recomendações. Um problema encontrado pelos autores é que as pessoas estão mais propensas em avaliar os artigos do que adicionar aos favoritos e a avaliação não é considerada imediatamente na geração da recomendação. O trabalho de Parra *et al.* (2014), indicou que os usuários entenderam o motivo das recomendações geradas e sentiram total controle sobre a aplicação. Também foi possível observar o impacto positivo na motivação, desempenho e atitudes do usuário no sistema. No trabalho de Parra e Brusilovsky (2015) a maioria dos usuários preferiu a *interface* controlável em vez da lista clássica de recomendações. Os autores observaram um benefício do diagrama de Venn para mostrar as palestras em áreas sobreposta e essas áreas tendem a ser melhor classificadas pelos usuários.

Ainda com o foco em Sistemas de Recomendação de Palestras, os trabalhos de Verbert *et al.* (2013) e de Verbert *et al.* (2016) propõe uma visualização *clustermmap*, isto

é, agrupa determinadas palestras e vincula a componentes que foram selecionados pelos usuários. O usuário possui a sua disposição um painel de seleção de alguns componentes e ele pode escolher dentre *tags*, agentes de recomendação e usuários do sistema para compor o *clustermap*. Os resultados da avaliação de Verbert *et al.* (2013) indicam que combinar várias percepções de relevância como agrupar as palestras pelos usuários, por agentes de recomendação ou por *tags* específicas, é percebida como útil para aumentar a relevância e o valor das recomendações. Do questionário aplicado, obteve-se respostas positivas quanto ao entendimento da visualização e do processo de recomendação e uma preferência da recomendação visual que fornece mais informações do que uma lista típica de recomendações classificadas. Os resultados do segundo estudo apresentado no trabalho de Verbert *et al.* (2016) confirmaram os resultados do primeiro estudo e identificaram que para um público com menor motivação e técnica é necessário uma orientação para entendimento da lógica das interseções apresentadas.

A proposta de visualização para um Sistema de Recomendação de Palestras dos autores Tsai e Brusilovsky (2017) consiste principalmente de uma lista de perfis com o nome, filiação e o título do trabalho apresentado na conferência. Além da lista existem duas partes que permitem interação com o usuário, uma é um painel de controle com três controles deslizantes que controla a fusão de três motores de recomendação (Acadêmico, Social e Interesse) a outra parte é um conjunto de barras que mostra uma pontuação de relevância fundida para cada item da lista que é calculada como uma combinação linear de vários recursos. De acordo com a pesquisa realizada, o *feedback* da usabilidade do sistema, satisfação e perspectivas de reutilização foi positivo. A qualidade da recomendação de perfis de apresentações e a variedade de informações do sistema também receberam *feedback* positivo. Os participantes indicaram que a visualização forneceu explicações suficientes e de fácil compreensão.

Com uma técnica de visualização baseada em matriz para representar conjuntos e sobreposição entre esses conjuntos, os autores Verbert *et al.* (2017) também apresentam sua proposta para um Sistema de Recomendação de palestras. Na visualização as colunas representam as diferentes entidades escolhidas pelo usuário e podem ser agente, *tag* ou outro usuário na conferência, e as linhas representam pontos em comum entre as entidades escolhidas e são sinalizadas por células preenchidas. Considera-se que quanto mais células preenchidas na linha mais relevante é essa sobreposição para a recomendação. Os resultados do estudo mostram um efeito positivo sobre a eficácia da recomendação quando usada em um evento relativamente pequeno e com um público altamente técnico. Segundo os autores, a técnica de visualização é facilmente escalável, pois um conjunto pode ser adicionado colocando uma coluna a mais, entretanto em ambientes grandes e diversos a matriz torna-se facilmente esparsa.

5.4. Visualização para um Sistema de Recomendação no Contexto de Produtos

Com uma proposta mais comercial, o trabalho dos autores Zhang *et al.* (2008) tem como objetivo avaliar um protótipo de visualização de recomendações para um Sistema de Recomendação de produtos, em especial, câmeras e laptops. O usuário define as características que deseja no produto selecionando os ícones que representam tais características. Em cada recomendação de um produto os ícones aparecem em grade e são si-

nalizados com uma seta para cima em verde ou para baixo em vermelho, quando o ícone difere do que foi definido pelo usuário, ou com um símbolo de igual quando não difere do que foi especificado. As grades são apresentadas em uma lista de recomendação de itens. Os resultados foram comparados com a *interface* textual que mostra as preferências do usuário em textos simples, observou-se que a *interface* visual se mostra mais eficaz, pois atraiu mais usuários para escolher as características compostas de um produto durante o processo de decisão, e também gerou recomendações mais precisas quando o domínio é mais complexo, com muitos detalhes e especificações do produto. A *interface* visual também se mostrou significativamente melhor do que que a *interface* textual nos critérios de facilidade de uso e confiabilidade no sistema.

Os autores Piazza *et al.* (2015) propõe em seu trabalho uma visualização para um Sistema de Recomendação de roupas. Com uma apresentação simples, a roupa atualmente selecionada é mostrada no centro da tela e ao redor são recomendadas peças semelhantes de formato e cor. Os usuários que participaram da avaliação perceberam a visualização como um sistema útil de apoio ao processo de busca durante as compras de roupas e percebem a interação com o sistema como uma experiência positiva.

A visualização do Sistema de Recomendações de Produtos proposto por Teófilo e Silva (2011) é executada paralelamente enquanto uma pessoa assiste a um programa de televisão. O *widget* pode ser acessado com o botão vermelho do controle remoto e é mostrado com um grau de transparência sobre o que está sendo visto. A *interface* do *widget* possui na parte superior alguns boxes que são alterados conforme os botões do controle: vermelho - altera o tipo de recomendação; verde - altera a localização; amarelo - modifica a recomendação entre eventos ou produtos que são relacionados a programas transmitidos anteriormente; azul - alterna entre os temas associados ao programa atualmente selecionado. A parte inferior esquerda da tela consiste nas recomendações e é onde os eventos e produtos são listados, enquanto à direita é exibida uma descrição mais detalhada do item selecionado. Os resultados mostraram que com o aumento da utilização do sistema o tempo de realização das tarefas diminui pois a lógica dos botões de navegação foi entendida. Os autores perceberam que erros foram cometidos por usuários que confundiram os botões no controle remoto. Os autores destacaram que esse tipo de mecanismo se adequa bem a novos usuários no sistema.

5.5. Visualização para Sistemas de Recomendação no Contexto Social

Semelhante a uma rede social, o trabalho de Tsai (2017) e de Tsai e Brusilovsky (2017) propõe uma visualização em um gráfico de dispersão de duas dimensões para um Sistema de Recomendação de Pessoas no contexto de autores em uma conferência científica. No gráfico da visualização, três conceitos são utilizados em mecanismos de recomendação distintos, são eles: semelhança entre publicações, semelhança de coautoria e similaridade de interesse em artigos de conferências. Para visualizar é permitido a escolha de dois desses mecanismos e no gráfico é dividido em quatro categorias, significando alta relevância do perfil do participante da conferência em ambos os recursos, baixa relevância em ambos, baixa relevância em um ou em outro. Os autores focaram em avaliar a diversidade e cobertura dos itens recomendados, quanto a essas medidas o grafo possibilitou uma visão geral do participante a todos os nós permitindo estabelecer qualquer conexão e uma

exploração de um conjunto mais diversificado de perfis de participantes, mas não exhibe todos os detalhes de um perfil que uma lista tradicional pode exibir e por isso, a lista apresentou um índice de reuso maior que o grafo.

Com a visualização baseada em grafo, a proposta dos autores Gretarsson *et al.* (2010) é apresentar as recomendações de maneira autoexplicativa para um Sistema de Recomendação de itens e pessoas no contexto de uma rede social. Os nós do usuário dentro do sistema são vinculados por meio dos itens que eles têm em comum e se divide em quatro tipos de camadas: (1) o nó do usuário ativo; (2) os itens do perfil do usuário ativo; (3) amigos que possuem itens em comum com o usuário ativo; e (4) itens que não estão no perfil do usuário ativo, mas são apreciados por amigos na camada 3, ou seja, o conjunto de recomendações do candidato. Se o usuário ativo encontrar um item na camada quatro – camada de recomendação – de que gosta, ele poderá arrastá-lo para o nó do usuário ativo. Os autores avaliaram dois tipos de *layout* de grafos, um baseado em árvore e o outro circular. O *layout* baseado em árvore produziu melhores classificações de satisfação do que o circular e ele pode fornecer aos usuários melhores explicações do processo de recomendação.

O termo *filter bubble* se refere a pessoas que são encapsuladas em fluxos de dados como notícias ou atualizações em redes sociais personalizadas para seus interesses (Nagulendra e Vassileva 2014). Os autores Nagulendra e Vassileva (2014) criaram uma visualização com o design baseado na metáfora de bolha, o espaço de apresentação das recomendações é dividido em duas partes – dentro e fora da bolha. Os itens que estão dentro da bolha são visíveis para o usuário, os que estão fora da bolha são aqueles que foram filtrados e ficam invisíveis no fluxo, mas são mostrados nessa visualização para conscientização do usuário. Os resultados demonstram que a visualização leva ao aumento de <https://pt.overleaf.com/project/5c16bc4e8c0fb95e14cd5bc0> conscientização dos usuários sobre *filter bubble*, a compreensibilidade do mecanismo de filtragem e a sensação de controle sobre o fluxo de dados que estão vendo.

Os autores Waldner e Vassileva (2014) desenvolveram uma nova visualização para a *timeline* do *twitter* com um sistema de recomendação de *tweets*. A aplicação mostra a *timeline* em ordem cronológica onde cada *tweet* está em uma das três camadas diferentes: interessante, neutro e desinteressante. As camadas se diferem por tamanho e saturação da cor amarela. Além dessas modificações, foi inserido um botão de *like* ou *deslike* privado que é utilizado apenas para o processo de recomendação e não para o conteúdo do *tweet*. O processo de recomendação e de visualização dessas recomendações é baseado em ressaltar o que é relevante para o usuário e indicar o que não é relevante, os resultados, por sua vez, mostraram que esse método pode ser uma alternativa viável para o método tradicional de filtragem de fluxo que possui alguns problemas de ocultar informações dos usuários sem que ele tenha conhecimento.

5.6. Visualização para um Sistema de Recomendação de Sequência de Eventos

Com uma proposta diferente, os autores Du *et al.* (2016) criaram o EventAction, um Sistema de Recomendação de sequência de eventos temporais. A *interface* do usuário consiste em sete visualizações que funcionam como um fluxo de trabalho, abrindo progressivamente à medida que a análise progride. No entanto, o foco da *interface* de

recomendação se encontra no item “visão resumida da atividade recomendada”, na qual é diretamente integrada na linha do tempo e os padrões de atividade recomendados podem ser usados para guiar a especificação do plano de ação. A visualização deste item é em formato de tabela e a cor de fundo de cada célula na tabela representa a porcentagem de registros que tiveram pelo menos uma ocorrência da categoria de evento nesse período de tempo. Quanto mais escura for a cor de fundo, mais prevalente será essa categoria de evento neste período de tempo. Dentro das células há quadrados cinzas de tamanhos diferentes que codificam o número mais comum de ocorrências, o que sugere o número típico desse evento nesse período de tempo. Os usuários podem passar o mouse em um quadrado para revisar a distribuição detalhada das ocorrências do evento. O design baseado em quadrados foi inspirado por trabalhos anteriores. Observou-se com os resultados da avaliação que a *interface* poderia ser aprendida rapidamente e o fluxo de trabalho proposto era compreensível. Embora os sistemas de recomendação sejam comumente usados, a novidade dessa abordagem é que ela usa sequências de eventos como recursos para identificar registros semelhantes e ações apropriadas. As técnicas utilizadas para apresentar as recomendações foram consideradas úteis porque fornecem uma apresentação agregada das recomendações, permitindo que os usuários explorem alternativas e ajustem parâmetros.

5.7. Visualização para um Sistema de Recomendações para Grupos de Pessoas

O trabalho de Wang *et al.* (2017) propõe um método de visualização hierárquica para recomendações de grupo. A visualização consiste em quatro graus de hierarquia que começa na instância de membros, passa por perfil, vizinhos e termina nas recomendações para o grupo. O procedimento do algoritmo segue o mesmo fluxo: um grupo de membros gera um perfil de um pseudo-usuário do qual será calculado quais serão seus perfis vizinhos e estes vizinhos gerarão a recomendação. Cada círculo da hierarquia é um gráfico de pizza que demonstra a fatia de influência de cada membro inicial, sendo que cada membro inicial possui uma cor atribuída. Os resultados mostram que os usuários sentiram que o método de recomendação proposto fornece uma explicação instintiva e pode melhorar a transparência do processo de recomendação, aumentar a confiança do usuário nos itens recomendados e no sistema.

5.8. Experimentos Sobre a Visualização de Sistemas de Recomendação

Os autores Avazpour e Grundy (2017) realizaram um experimento com os participantes com o objetivo de coletar informações sobre a visualização no domínio de Sistemas de Recomendação de caminhos e rotas. Os autores forneceram para cada participante uma representação de um mapa imaginário com três caminhos diferentes para ir de A a B. Os caminhos eram enumerados de 1 a 3 e a melhor sequência era 231. Os participantes precisavam recomendar a ordem de caminhos para um amigo com desenhos ou símbolos, mas sem utilizar nenhum recurso textual. Os resultados foram agrupados em seis categorias, por ordem da mais apresentada: espessura do traço e cor; desenhos para contextualizar o caminho como relevo, rio, cascalho, árvores, entre outros; classificações; *emojis*; gráficos e flechas. Os participantes preferiram o uso da cor, do traço e do contexto na representação. Os autores identificaram algumas questões no uso do contexto, como

por exemplo, como diferenciar o que é bom do que é melhor ou o quão real é possível representar com o uso do contexto.

Com caráter experimental, o trabalho de Kouki *et al.* (2017) criou 13 maquetes de *interface* diferentes para um mesmo cenário de recomendação. Dos 13 modelos, um não possuía nenhuma explicação da recomendação, sete explicavam de maneira textual, uma era baseada em regras e quatro explicavam de maneira visual. O estudo realizado observou que os diagramas de Venn superam todas as outras *interfaces* visuais e cinco das sete *interfaces* textuais, mas são difíceis de se adaptar a mais de três fontes para intersecção. Também foi observado que não há uma diferença significativa entre as formas de explicação textuais.

6. Melhores Práticas para Apresentação das Recomendações

As práticas citadas nesta seção se referem a práticas e características utilizadas pelos autores na criação de suas visualizações e que deram resultado positivo nas avaliações com os usuários.

Ajudar os usuários a entender a representação de suas preferências dentro do sistema tem se mostrado uma característica importante para o aumento da satisfação dos usuários e da confiança no sistema de recomendação. Os autores Kunkel *et al.* (2017) utilizaram técnicas modernas de visualização juntamente com itens de uma amostra de filme representativos para ajudar os usuários no entendimento de suas preferências.

Explicar a recomendação para que o usuário tenha o entendimento do motivo das previsões que estão disponíveis para ele foi uma característica apresentada em várias *interfaces* de visualização e é o foco do trabalho de Gedikli *et al.* (2014). Em seu trabalho os autores estabelecem algumas dicas importantes sobre a explicação, são elas: usar dados de conteúdo específicos do domínio para aumentar a eficácia; usar conceitos de explicação com os quais o usuário já esteja familiarizado, pois eles exigem menos esforço cognitivo e são preferidos pelos usuários; e os tipos de explicações não devem ser primariamente otimizados, pois os usuários levam tempo para tomar boas decisões e estão dispostos a gastar o tempo analisando as explicações.

Permitir que o usuário tenha a sensação de controle sobre o sistema de recomendação é uma característica relatada pelos usuários no *feedback* dos processos avaliativos. A visualização proposta por Holm e Siirtola (2012) para músicas foi considerada divertida e fácil de ser utilizada, porém ela não atende a todas as necessidades dos usuários sem um suporte a busca textual – busca direta da música desejada. A utilização de tal *interface* a longo prazo teria limitações pois condiciona o usuário apenas ao que lhe foi recomendado e o mesmo não possui total controle sobre o sistema. De maneira semelhante, na proposta dos autores Kunkel *et al.* (2017) o sistema se mostrou muito útil quando o usuário não tem ou tem apenas um objetivo vago de busca e pouco útil quando o objetivo de busca é concreto, como um filme conhecido. Em ambas as visualizações propostas a procura de itens concretos poderia ser facilmente suportada fornecendo funcionalidades de pesquisa adicionais.

Considerar a avaliação do usuário no processo de recomendação pode ser mais valioso do que considerar os itens favoritados pelos usuários. O resultado da avaliação da

visualização proposta pelos autores Parra e Brusilovsky (2013) observou que os usuários estão mais propensos a avaliar os artigos da conferência do que adicionar aos favoritos e a avaliação não é considerada imediatamente na geração da recomendação.

O estudo de O'Donovan *et al.* (2009) mostrou que, dentre as técnicas disponíveis em seu *layout* interativo, a técnica que obteve mais precisão não possuía *feedback* dinâmico para os usuários. Segundo os autores, o problema do *feedback* surgiu quando os usuários tendiam a ajustar demasiadamente o sistema para obter resultados melhores para seu conjunto de itens e, ao fazer isso, muitas informações de correlações existentes foram reduzidas e o conjunto de recomendações continha apenas itens específicos. Uma possível solução para utilização do *feedback* dinâmico em uma visualização interativa seria garantir a diversidade dentro dos conjuntos de itens resultantes (O'Donovan *et al.* 2009).

Permitir que os usuários do sistema explorem as diferentes inter-relações entre as perspectivas dos itens recomendados pode aumentar a chance de encontrar um item relevante e, conseqüentemente, a eficácia da visualização. A avaliação realizada pelos autores Verbert *et al.* (2016), resultou estatisticamente em um aumento na eficácia e no rendimento devido a utilização de múltiplas entidades e suas inter-relações na visualização. Segundo os autores Verbert *et al.* (2016), os sistemas que não permitem explorar os itens relacionados a combinações de várias *tags* não estão prestando um bom serviço aos seus usuários, pois nos testes realizados foi possível identificar que o conjunto menos eficaz é o conjunto de itens relacionado a exatamente uma *tag*. O trabalho dos autores Parra e Brusilovsky (2015) também utilizou dessa característica de inter-relação por meio do diagrama de Venn que torna possível atrair a atenção do usuário para as palestras nas áreas sobrepostas. Essas áreas de intersecção obtêm avaliações superiores as demais áreas por demonstrar mais relevância nos itens.

7. Ameaças a Validade

Segundo Perry *et al.* (2000), as ameaças à validade de um estudo científico devem ser eliminadas por serem influências que podem limitar a interpretação das conclusões vindas dos dados extraídos. Três tipos de ameaças são discutidas: ameaças a validade interna, externa e de construção.

- **Ameaças a validade interna:** a escolha dos artigos que atendem ou não a alguns critérios definidos é feita manual e pode possuir algum viés do pesquisador. Entretanto, a seleção dos artigos utilizados nesta pesquisa foi feita por um pesquisador júnior e orientado por um pesquisador sênior que, na eminência de dúvidas, consultava um terceiro pesquisador.
- **Ameaças a validade externa:** a principal ameaça a validade externa desse estudo está na aplicação da *string* de busca nas bases, de modo que, cada mecanismo possui um modo próprio de pesquisa que retornará seus respectivos artigos encontrados. O modo de pesquisa de cada base de dados e a maneira como cada mecanismo interpreta a *string* de busca é uma ameaça externa deste trabalho.
- **Ameaças de construção:** considera-se como possível ameaça de construção deste trabalho, a escolha das palavras que compõe a *string* de busca utilizada. No entanto as palavras utilizadas para a construção da *string* objetivaram ser o mais

abrangente possível na área de pesquisa utilizando quatro variações possíveis da palavra Sistema de Recomendação para o inglês e duas variações possíveis da palavra Visualização.

8. Conclusão

Esse trabalho realizou um mapeamento sistemático da literatura com o objetivo de conhecer as propostas de *interfaces* para visualizar as recomendações e identificar quais as melhores maneiras de apresentar as recomendações para os usuários. A análise de diferentes *interfaces* e maneiras de interação dos usuários afeta diretamente o aspecto humano, pois analisa possíveis melhoramentos no design e nas práticas de visualização aumentando a satisfação dos que utilizam o sistema. Foram analisados um total de 27 artigos sobre o tema e todos avaliavam as suas propostas de *interface*.

Foi possível constatar que a preocupação com *interfaces* de visualização das recomendações que alcance a satisfação dos usuários está em crescimento. Oito trabalhos analisados foram publicados no ano de 2017, o que registra uma crescente na quantidade de artigos publicados sobre o tema.

Por meio das análises das propostas de visualização das recomendações apresentada nos artigos identificou-se uma tendência à *interfaces* autoexplicativas, que sejam capazes que passar ao usuário informações sobre o processo de recomendação com a maior quantidade de elementos visuais possíveis e que se utilizam de textos explicativos apenas quando necessário. Notou-se também que a maioria das *interfaces* possuem elementos interativos que permitem que as modificações dos usuários afetem diretamente o conjunto de recomendações finais. Portanto, há uma forte tendência da área para *interfaces* autoexplicativas e interativas.

Para trabalhos futuros, sugere-se um estudo de como a *interface* de visualização das recomendações, com as características autoexplicativas e interativas, podem auxiliar no problema de *cold start*.

Referências

- Andjelkovic, I., Parra, D., and O'Donovan, J. (2016). Moodplay: Interactive mood-based music discovery and recommendation. In *Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization, UMAP '16*, pages 275–279, New York, NY, USA. ACM.
- Avazpour, I. and Grundy, J. (2017). Insights into visualizing trajectory recommendation rankings. In *Proceedings of the Australasian Computer Science Week Multiconference, ACSW '17*, pages 10:1–10:4, New York, NY, USA. ACM.
- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., and Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-based systems*, 46:109–132.
- Buchinger, D., Cavalcanti, G., and Hounsell, M. (2014). Mecanismos de busca acadêmica: uma análise quantitativa. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, 6(1):108–120.

- Calero Valdez, A., Ziefle, M., and Verbert, K. (2016). Hci for recommender systems: The past, the present and the future. In *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '16*, pages 123–126, New York, NY, USA. ACM.
- Du, F., Plaisant, C., Spring, N., and Shneiderman, B. (2016). Eventaction: Visual analytics for temporal event sequence recommendation. In *2016 IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology (VAST)*, pages 61–70.
- Ferreira, V., Vasconcelos, G., and França, R. (2017). Mapeamento sistemático sobre sistemas de recomendações educacionais. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 28, page 253.
- Figueroa, C., Vagliano, I., Rocha, O. R., and Morisio, M. (2015). A systematic literature review of linked data-based recommender systems. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 27(17):4659–4684.
- Gedikli, F., Jannach, D., and Ge, M. (2014). How should i explain? a comparison of different explanation types for recommender systems. *International Journal of Human-Computer Studies*, 72(4):367 – 382.
- Gretarsson, B., O'Donovan, J., Bostandjiev, S., Hall, C., and Höllerer, T. (2010). Smallworlds: Visualizing social recommendations. In *Proceedings of the 12th Eurographics / IEEE - VGTC Conference on Visualization, EuroVis'10*, pages 833–842, Chichester, UK. The Eurographs Association & John Wiley & Sons, Ltd.
- Holm, J. and Siirtola, H. (2012). A comparison of methods for visualizing musical genres. In *2012 16th International Conference on Information Visualisation*, pages 636–645.
- Huaiqing, H., Hongrui, D., and Haohan, L. (2016). Overview and investigation of the visualization methods in recommendation systems. In *2016 8th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, pages 601–605.
- Jagadeesh, V., Piramuthu, R., Bhardwaj, A., Di, W., and Sundaresan, N. (2014). Large scale visual recommendations from street fashion images. In *Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '14*, pages 1925–1934, New York, NY, USA. ACM.
- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., and Friedrich, G. (2010). *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press.
- Kanchana, W. A. D., Madushanka, G. D. L., Maduranga, H. P., Udayanga, M. D. M., Meedeniya, D. A., and Perera, I. (2017). Semi-automated recommendation platform for data visualization: Roopana. In *2017 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, pages 117–122.
- Katarya, R., Jain, I., and Hasija, H. (2014). An interactive interface for instilling trust and providing diverse recommendations. In *2014 International Conference on Computer and Communication Technology (ICCT)*, pages 17–22.

- Kouki, P., Schaffer, J., Pujara, J., O'Donovan, J., and Getoor, L. (2017). User preferences for hybrid explanations. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '17*, pages 84–88, New York, NY, USA. ACM.
- Kunkel, J., Loepp, B., and Ziegler, J. (2017). A 3d item space visualization for presenting and manipulating user preferences in collaborative filtering. In *Proceedings of the 22Nd International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI '17*, pages 3–15, New York, NY, USA. ACM.
- Nagulendra, S. and Vassileva, J. (2014). Understanding and controlling the filter bubble through interactive visualization: A user study. In *Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media, HT '14*, pages 107–115, New York, NY, USA. ACM.
- O'Donovan, J., Gretarsson, B., Bostandjiev, S., Hollerer, T., and Smyth, B. (2009). A visual interface for social information filtering. In *2009 International Conference on Computational Science and Engineering*, volume 4, pages 74–81.
- O'Donovan, J., Smyth, B., Gretarsson, B., Bostandjiev, S., and Höllerer, T. (2008). Peerchooser: Visual interactive recommendation. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '08*, pages 1085–1088, New York, NY, USA. ACM.
- Parra, D. and Brusilovsky, P. (2013). A field study of a visual controllable talk recommender. In *Proceedings of the 2013 Chilean Conference on Human - Computer Interaction, ChileCHI '13*, pages 56–59, New York, NY, USA. ACM.
- Parra, D. and Brusilovsky, P. (2015). User-controllable personalization: A case study with setfusion. *International Journal of Human-Computer Studies*, 78:43 – 67.
- Parra, D., Brusilovsky, P., and Trattner, C. (2014). See what you want to see: Visual user-driven approach for hybrid recommendation. In *Proceedings of the 19th International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI '14*, pages 235–240, New York, NY, USA. ACM.
- Peng, T. and Jinqi, P. (2017). A recommendation system for collaborative visualization platforms. In *2017 5th International Conference on Enterprise Systems (ES)*, pages 58–61.
- Perry, D. E., Porter, A. A., and Votta, L. G. (2000). Empirical studies of software engineering: a roadmap. In *Proceedings of the conference on The future of Software engineering*, pages 345–355. ACM.
- Petersen, K., Feldt, R., Mujtaba, S., and Mattsson, M. (2008). Systematic mapping studies in software engineering. In *Proceedings of the 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering, EASE'08*, pages 68–77, Swindon, UK. BCS Learning & Development Ltd.
- Petersen, K., Vakkalanka, S., and Kuzniarz, L. (2015). Guidelines for conducting systematic mapping studies in software engineering: An update. *Information and Software Technology*, 64:1 – 18.

- Piazza, A., Zagel, C., Huber, S., Hille, M., and Bodendorf, F. (2015). Outfit browser â€” an image-data-driven user interface for self-service systems in fashion stores. *Procedia Manufacturing*, 3:3521 – 3528. 6th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (AHFE 2015) and the Affiliated Conferences, AHFE 2015.
- Pu, P., Chen, L., and Hu, R. (2012). Evaluating recommender systems from the user’s perspective: survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(4):317–355.
- Ricci, F., Rokach, L., and Shapira, B. (2011). *Introduction to Recommender Systems Handbook*, pages 1–35. Springer US, Boston, MA.
- Ricci, F., Rokach, L., and Shapira, B. (2015). *Recommender Systems Handbook*. Springer US.
- Saito, Y. and Itoh, T. (2011). Musicube: A visual music recommendation system featuring interactive evolutionary computing. In *Proceedings of the 2011 Visual Information Communication - International Symposium, VINCI ’11*, pages 5:1–5:6, New York, NY, USA. ACM.
- Schedl, M., Melenhorst, M., Liem, C. C. S., Martorell, A., Mayor, O., and Tkalčič, M. (2016). A personality-based adaptive system for visualizing classical music performances. In *Proceedings of the 7th International Conference on Multimedia Systems, MMSys ’16*, pages 15:1–15:7, New York, NY, USA. ACM.
- Sezgin, E. and Özkan, S. (2013). A systematic literature review on health recommender systems. In *2013 E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, pages 1–4. IEEE.
- Teófilo, L. F. and Silva, P. B. (2011). Integrating simple recommendation systems on digital tv widget applications. In *6th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI 2011)*, pages 1–6.
- Tsai, C.-H. (2017). An interactive and interpretable interface for diversity in recommender systems. In *Proceedings of the 22Nd International Conference on Intelligent User Interfaces Companion, IUI ’17 Companion*, pages 225–228, New York, NY, USA. ACM.
- Tsai, C.-H. and Brusilovsky, P. (2017a). Leveraging interfaces to improve recommendation diversity. In *Adjunct Publication of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, UMAP ’17*, pages 65–70, New York, NY, USA. ACM.
- Tsai, C.-H. and Brusilovsky, P. (2017b). Providing control and transparency in a social recommender system for academic conferences. In *Proceedings of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, UMAP ’17*, pages 313–317, New York, NY, USA. ACM.
- Vartak, M., Huang, S., Siddiqui, T., Madden, S., and Parameswaran, A. (2017). Towards visualization recommendation systems. *SIGMOD Rec.*, 45(4):34–39.
- Verbert, K., Brusilovsky, P., Wongchokprasitti, C., Parra, D., and Cardoso, B. (2017). Supporting conference attendees with visual decision making interfaces. In *Proceedings of the 22Nd International Conference on Intelligent User Interfaces Companion, IUI ’17 Companion*, pages 161–164, New York, NY, USA. ACM.

- Verbert, K., Parra, D., and Brusilovsky, P. (2016). Agents vs. users: Visual recommendation of research talks with multiple dimension of relevance. *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, 6(2):11:1–11:42.
- Verbert, K., Parra, D., Brusilovsky, P., and Duval, E. (2013). Visualizing recommendations to support exploration, transparency and controllability. In *Proceedings of the 2013 International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI '13*, pages 351–362, New York, NY, USA. ACM.
- Waldner, W. and Vassileva, J. (2014). Emphasize, don't filter!: Displaying recommendations in twitter timelines. In *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '14*, pages 313–316, New York, NY, USA. ACM.
- Wang, W., Zhang, G., and Lu, J. (2017). Hierarchy visualization for group recommender systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, pages 1–12.
- Zhang, J., Jones, N., and Pu, P. (2008). A visual interface for critiquing-based recommender systems. In *Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce, EC '08*, pages 230–239, New York, NY, USA. ACM.