

Um Modelo de Recomendação Social de Sessões de Apresentações para Eventos Científicos

Aline Tramontin¹, Ricardo Sohn², Bruna de Oliveira²,
Roberto Pereira³, Isabela Gasparini^{1,2}

¹Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PPGCA) e ²Depto de Ciência da Computação – Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC) – Joinville – SC

³Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGInf) – Departamento de Informática (DInf) – UFPR – Curitiba – Paraná

{aline.tramontin; ricardosohn; oliver.brunaa}@gmail.com,
rpereira@inf.ufpr.br, isabela.gasparini@udesc.br

Resumo. *Eventos científicos/acadêmicos promovem a reunião de pesquisadores para a divulgação de seus trabalhos à comunidade científica. Esses eventos são dinâmicos, as sessões podem acontecer simultaneamente, e nesse caso os participantes podem ter dificuldade de escolher à quais sessões participar. Sistemas de Recomendação podem auxiliar o participante nessa escolha, pois utilizam informações das sessões, dos participantes e informações sobre as relações sociais dos participantes. O objetivo deste artigo é apresentar a proposta de um Modelo de Recomendação Social para Eventos Científicos operacionalizável para qualquer tipo de evento científico. O modelo foi implementado parcialmente e foi aplicado para o evento IHC 2017, considerando relações de coautoria. A aplicação do modelo foi avaliada por meio de um questionário, pelo qual foi possível obter a percepção dos usuários que consideraram útil a indicação de coautoria para recomendar sessões.*

Abstract. *Scientific/Academic events promote the meeting of researchers for the dissemination of their work to the scientific community. These events are dynamic, sessions can happen simultaneously, and in this case participants may have difficulty choosing which sessions attend. Recommender Systems can aid the participant in this choice, as they use information from the sessions, participants and information about the participants' social relationships. The goal of this work is to present the proposal of a Model of Social Recommendation for Scientific Events, which can be applicable to any type of scientific event. The model was partially implemented and was applied for the IHC 2017 event, for this, co-authoring relationships were considered. The instantiated model was evaluated through a questionnaire, where we evaluated users' perceptions about the utility of coauthoring indication to recommend sessions.*

1. Introdução

Eventos científicos reúnem pesquisadores, estudantes e outros interessados, e são compostos por diferentes tipos de sessões. Diversos temas são abordados, sendo estes

um subconjunto de uma grande área de estudo, e cada sessão pode conter apresentações relacionadas a temas dessa grande área. Um dos objetivos para participação em evento científico é aumentar as redes de colaboração acadêmica.

Na perspectiva social, participar de eventos é um meio de fazer novas conexões. Algumas pessoas, ou grupos de pessoas, melhoram no sentido de receber maiores retornos aos seus esforços, e um dos principais objetivos de uma participação em evento é aumentar o capital social de alguém, ou seja, o investimento na relação com os retornos esperados [Lin, Cook e Burt 2001]. A participação em eventos científicos também contribui para as relações sociais, pois visam conectar pesquisadores e promover potenciais colaborações, aumentando sua rede de colaboração acadêmica [Pham *et al.* 2012]. Geralmente, em eventos acadêmicos existem sessões ocorrendo simultaneamente, o que dificulta o processo de escolha do participante.

Sistemas de Recomendação (do inglês, *Recommender System* ou *Recommendation Systems, RS*) estão cada vez mais presentes no cotidiano dos usuários conectados à rede mundial de computadores. A crescente facilidade de acesso à informação por meio de diferentes tipos de dispositivos (*smartphone, smartTv, tablet, desktop, laptop*) permite que os usuários sejam protagonistas criando seus próprios conteúdos digitais em sites de mídias sociais, além de outros tipos de sistemas que produzem dados que precisam ser tratados e processados, gerando assim, uma sobrecarga de informação. Essa sobrecarga dificulta a escolha e o acesso à determinada informação julgada relevante pelo usuário. Nesse momento, RS têm um papel fundamental: ajudar o usuário a encontrar itens de sua preferência rapidamente.

Um RS é desenvolvido para ajudar o usuário a encontrar itens de sua preferência rapidamente. Normalmente o sistema se concentra em um tipo específico de item e, conseqüentemente, o *design*, a interface gráfica do usuário e a técnica de recomendação usada para gerar as recomendações são todas personalizadas para fornecer sugestões úteis e efetivas desse tipo de item [Ricci, Rokach e Shapira 2011]. Atualmente existem quatro abordagens principais para RS: Baseada em Conteúdo, Filtragem Colaborativa, Baseada em Conhecimento e Híbrida. (1) Abordagem Baseada em Conteúdo: recomenda itens que tenham similaridade com itens que o usuário gostou no passado. (2) Filtragem Colaborativa recomenda itens que foram bem avaliados por pessoas que tenham gosto similar ao usuário. (3) Abordagem Baseada em Conhecimento: depende do conhecimento detalhado sobre características do item, e os itens são recomendados com base nos critérios fornecidos pelo usuário. (4) Abordagem Híbrida, por sua vez, consiste na combinação das diferentes abordagens citadas, tendo como característica combinar diferentes técnicas com o objetivo de usar as vantagens de uma para corrigir as desvantagens de outra.

No entanto, existem problemas inerentes a RS independente de domínio: a escassez de avaliações e o *cold start*. A escassez de avaliações ocorre quando a quantidade de itens avaliados é muito menor do que a de itens disponíveis no sistema, tornando difícil identificar as semelhanças entre as pessoas. O problema do *cold start* ocorre quando um novo usuário ou um item é introduzido no sistema e, não há avaliações sobre o item ou não há itens avaliados pelo usuário, não sendo possível recomendar itens nem encontrar usuários semelhantes. No caso de RS para eventos científicos, os problemas acima são agravados devido ao curto período de tempo em que um evento existe, a falta de

histórico de participações e de avaliações e a escassez de dados de navegação ou de interação para formar o perfil do usuário.

As redes sociais permitem que o usuário interaja e compartilhe informações, fornecendo novos dados que podem ser utilizados por RS, assim como a similaridade entre amigos, a frequência das interações, as participações em eventos, entre outros dados contextuais que contribuem na melhoria do processo de recomendação.

O objetivo deste artigo é apresentar um modelo de recomendação social de sessões de apresentações para eventos científicos e acadêmicos. O trabalho está organizado da seguinte forma: na Seção 2 apresentamos os Trabalhos Relacionados; na Seção 3, apresentamos o Modelo de Recomendação Social proposto, na Seção 4 apresentamos o Experimento realizado e na Seção 5 apresentamos as considerações sobre a pesquisa.

2. Trabalhos Relacionados

Nesta seção são apresentados trabalhos que fazem uso do contexto social no processo de recomendação de sessões em eventos científicos.

Farzan e Brusilovsky (2008) apresentam um trabalho que explora o valor da navegação social e a tecnologia de busca social no contexto de planejamento de comparecimento a conferências. Um sistema baseado em comunidade denominado *Conference Navigator* foi desenvolvido para a série de conferências E-Learn organizada pela AACE (*Association for the Advancement of Computing in Education* - Associação para o Avanço da Computação na Educação). O sistema ajuda os participantes da conferência a agendar sessões apropriadas e diminuir a chance de negligenciar artigos importantes. O sistema é construído como um serviço intermediário entre o usuário e o sistema de planejamento de conferência da AACE, que permite aos participantes da conferência navegar em todo o programa e planejar sua própria programação.

Ao usar o sistema, os usuários precisam escolher primeiramente uma comunidade. Se a comunidade desejada ainda não existir, eles podem criar sua própria comunidade. O sistema fornece dois modos de acesso: *Schedule Browser* (Navegador da Programação) e *Personal Schedule Planner* (Planejador da Agenda Pessoal). Nos dois modos, o usuário pode pesquisar documentos e sessões interessantes, bem como navegar pelo cronograma da conferência. Durante a navegação, os usuários podem realizar três atividades diferentes: (1) simples visita: verificando o resumo do trabalho clicando no título do trabalho; (2) anotando: adicionando comentários ao resumo do artigo, defendendo ou se opondo a relevância do artigo ao interesse da comunidade; (3) agendamento: adicionar o artigo na agenda pessoal para participar da palestra (essa opção está disponível apenas no modo *Personal Schedule Planner*) [Farzan e Brusilovsky 2008].

Um questionário foi distribuído durante a conferência para coletar dados subjetivos. A primeira pergunta do questionário avaliava a visibilidade geral das dicas sociais: 70% dos usuários acharam as dicas sociais muito visíveis, 20% acharam-nas perceptíveis e 10% as consideraram pouco notáveis. Em geral, 81% dos usuários acharam o sistema útil: 67% dos usuários acharam a página de resumo útil. 83% dos usuários consideraram útil a anotação e 75% dos usuários consideraram útil a capacidade de ler comentários de outras pessoas. A investigação de Farzan e Brusilovsky (2008) demonstrou que a navegação social pode ajudar os pesquisadores

que participam de uma conferência a encontrar documentos relevantes para leitura e apresentação.

Pham *et al.* (2012) apresentam uma versão modificada do algoritmo Filtragem Colaborativa denominada *Context-Aware Mobile Recommender Services* (CAMRS) que combina o contexto social extraído de redes sociais com o contexto espaço temporal de participantes de conferências e entrega de serviços de recomendação em dispositivos móveis. A abordagem leva em conta a mobilidade e a sensibilidade ao contexto de localização, tempo, usuário e social. O contexto social é inferido e refere-se à comunidade de pesquisadores no local, a coautoria em publicações e a rede de citação, projetos de pesquisa e laços de colaboração mútua. O contexto espaço-temporal é considerado crucial devido à movimentação dos participantes no local, ou seja, suas preferências podem mudar dependendo do local e horário.

As atividades de pesquisa do usuário alvo são utilizadas para a formação da vizinhança (comunidade). Pesquisadores que tem interesses similares ou que estão trabalhando em tópicos similares são identificados por meio da rede de coautoria e rede de citação. Dois tipos de vínculos podem ser selecionados como membros da comunidade do usuário alvo: pares diretos e pares indiretos. Pares diretos são autores com quem o usuário alvo tem colaborado ou referenciado diretamente, sendo medido pela existência ou inexistência. Pares indiretos são autores que estão distantes na rede mas são semelhantes ao usuário alvo. Utilizou-se métodos de previsão de *link* para prever a colaboração nas duas redes e coeficiente de *Jaccard* para medir a similaridade entres coautores indiretos em citações e coautorias.

Dois estudos foram realizados: uma simulação de conferência usando dados do ICWL 2010 (*International Conference on Web-based Learning - Conferência Internacional sobre Aprendizagem Baseada na Web*) e um estudo no local no EC-TEL 2011 (*European Conference on Technology Enhanced Learning - Conferência Européia sobre Aprendizado Aprimorado por Tecnologia*). O objetivo do estudo foi avaliar o desempenho da abordagem proposta quanto ao contexto social e a mobilidade de usuários no local do evento. No EC-TEL 2011, não foi possível configurar a infraestrutura de detecção de localização no local da conferência e a mobilidade dos usuários não foi levada em consideração. O programa da conferência foi executado em tempo real e as recomendações foram mostradas aos participantes com sua conta de login. No final da conferência foram coletados feedbacks dos participantes. Na maioria dos feedbacks, os participantes acharam as recomendações de conversas interessantes. No entanto, os participantes também descobriram que eles já conhecem pessoalmente a maioria das pessoas nas recomendações. Resultado semelhante à simulação de conferência do ICWL 2010.

Xia *et al.* (2013) apresentam uma solução denominado *Social Aware Recommendation of Venues and Environments* (SARVE - Recomendação Social Consciente de Locais e Ambientes) para melhorar a participação inteligente em conferências por meio de recomendações em dispositivos móveis. SARVE recomenda locais e ambientes de sessão de apresentação aos participantes, utilizando técnicas de detecção de comunidades. Os participantes da conferência especificam seus interesses de pesquisa por meio de seus dispositivos móveis digitando palavras-chave em forma de *tags*. SARVE utiliza quatro tipos de contexto: localização, tempo, usuário e relações sociais. O contexto localização envolve a detecção do local exato da sessão de

apresentação (Xia *et al.*, 2013). Xia *et al.* (2013) utilizam o algoritmo Filtragem Colaborativa baseado no usuário e a correlação de *Pearson* para identificar a similaridade entre dois usuários (vizinhos mais próximos) envolvendo um usuário apresentador e um usuário participante. Depois de os usuários mais semelhantes terem sido encontrados por meio da matriz de itens e de usuários, as técnicas Filtragem Colaborativa baseadas no usuário geram uma lista de recomendação top-N para o usuário participante.

O tipo de procedimento experimental usado para avaliar o SARVE foi *off-line*. O experimento foi realizado simulando a conferência internacional ICWL 2012 afim de obter o conhecimento de quanto um usuário irá avaliar um item. Para identificar interesses de pesquisa e informações contextuais dos participantes da conferência que serão comparados com os interesses e informações contextuais dos apresentadores, foram reunidos dados de 78 membros/alunos da Escola de *Software* da Universidade de Tecnologia de Dalian, na China. Os membros/alunos foram orientados a selecionar/anotar palavras-chave de interesse, bem como informações contextuais (tempo disponível e localização atual) em relação a conferência simulada (ICWL 2012) (Xia *et al.*, 2013).

O desempenho do algoritmo proposto foi avaliado comparando-o com o trabalho feito por Pham *et al.* (2012) e Farzan e Brusilovsky (2008). Em termos de precisão, as recomendações de contexto social e de relações sociais para o SARVE foram mais precisas e exatas, especialmente em valores de recomendação mais altos, de acordo com o conjunto de dados. SARVE mostrou a capacidade de exibir itens mais úteis e exatos (locais de sessão de apresentação).

Nos trabalhos apresentados, observa-se que a recomendação de sessões de apresentações que incorporam o contexto social é um assunto em estudo e com possibilidade de exploração. Neste artigo, apresentamos a proposta de um modelo de recomendação social com o objetivo de recomendar sessões de apresentações em eventos acadêmicos. O modelo proposto leva em conta relacionamentos explícitos e implícitos, também considera a possibilidade de o participante não ser membro de uma rede social, conectando-o implicitamente com os demais participantes do evento e comparando a similaridade de tópicos de interesse entre estes participantes e o usuário alvo. No entanto, o principal diferencial do modelo proposto em relação aos trabalhos relacionados é o fato de ser genérico e aplicável a qualquer tipo de evento científico.

3. Modelo de Recomendação Social

Nesta seção será apresentada a proposta de um modelo de recomendação social denominado Modelo de Recomendação Social de Sessões para Eventos Científicos (MRSSEC). A proposta considera relacionamentos implícitos provenientes de redes sociais/base de dados, fornecidos explicitamente pelo usuário e conecta os usuários participantes do evento em uma rede social implícita.

O MRSSEC é composto por três componentes essenciais: (1) *Usuário*, (2) *Sessão* e (3) *Rede Social*. O componente *Usuário* trata-se do usuário alvo do RS e é responsável por fornecer os dados necessários do usuário para ser possível encontrá-lo e conhecê-lo, que são: Nome, Sobrenome, Instituição, Tópicos de Interesse e Localização. O componente *Sessão* possui os atributos das sessões para que possam ser identificadas e recomendadas para o usuário alvo. Os atributos essenciais da sessão são: Título da

Sessão, Horário, Local, *Chair*, Tópicos de Interesse, Apresentações (Autores, Título, Palavras-chave, Instituições). O componente *Rede Social* é responsável por prover dados sobre as relações sociais do componente *Usuário*, tornando possível conhecer seus relacionamentos e fornecer recomendações sociais.

As redes sociais ou base de dados podem ser acadêmicas/científicas, de amizade ou profissional. As redes acadêmicas/científicas podem ser de: coautoria, citação, projetos, orientações ou redes sociais de pesquisa científica. O componente *Rede Social* também pode ser derivado do histórico de participações e apresentações do evento. O MRSSEC é apresentado na Figura 1.

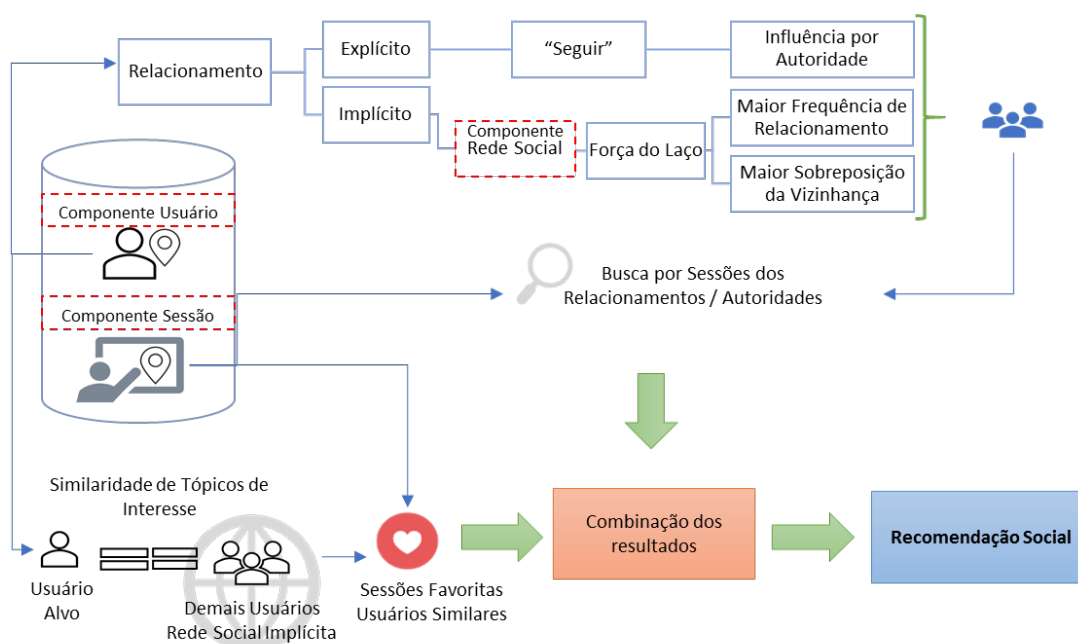


Figura 1 – MRSSEC - Modelo de Recomendação Social de Sessões para Eventos Científicos

Na Figura 1, os dados de entrada são os dados do Usuário e da Sessão, em seguida são processados os algoritmos com base no Relacionamento e na Similaridade de tópicos de interesse. O algoritmo de Relacionamento pode receber dados explícitos fornecidos pelo próprio usuário e/ou dados implícitos analisados no componente *Rede Social*. O usuário pode indicar explicitamente quais autores deseja “Seguir”, definindo assim a Influência por Autoridade. Implicitamente, por meio dos dados de entrada, o usuário é localizado no componente *Rede Social* e o cálculo da Força do Laço é realizado. Este cálculo pode ser obtido de duas maneiras, por meio da (1) Frequência de Interações ou por meio da (2) Sobreposição da Vizinhaça. A Similaridade de Tópicos de Interesse é obtida por meio da comparação dos tópicos de interesse do usuário alvo com os tópicos de interesse dos demais usuários da instância do modelo. Posteriormente os dados são combinados priorizando os *inputs* sociais e então a recomendação pode ser apresentada de acordo com a aplicabilidade.

3.1 Relacionamento

As relações sociais entre os indivíduos são também denominadas laços sociais. Os laços sociais podem ser implícitos, identificados por meio das interações sociais em uma rede, ou indicados explicitamente pelo usuário.

No MRSSEC o relacionamento explícito representa uma relação de autoridade cognitiva reconhecida de um indivíduo para outro, ou seja, o usuário indica quem ele deseja “Seguir” de acordo com sua experiência pessoal, confiança, reputação, popularidade, entre outros aspectos que o indivíduo julga pertinente considerar e que estão além de questionamento externo. Cada pessoa determina suas próprias autoridades, ninguém pode determinar quem é uma autoridade para outra pessoa a não ser ela própria [Toledo, Pereira e Oliveira 2015].

Por meio do relacionamento implícito é obtida a Força do Laço entre o usuário alvo e os demais membros da rede, analisando apenas os pares diretos. A Força do Laço pode ser calculada por meio da frequência de interações entre os membros da rede ou por meio da sobreposição da vizinhança, e isso depende da forma como os membros da rede estão conectados, se por meio de colaborações, possuindo uma ou mais ligações em comum, ou por meio de um elo de amizade ou profissional [Granovetter, 1973][Xia *et al.* 2013]. Dessa forma, são selecionados os *top-N* relacionamentos considerados Laços Fortes na Rede Social (nesse passo excluem-se os autores já selecionados de forma explícita). Após serem identificados os relacionamentos do componente *Usuário*, é realizada uma busca pelas sessões em que estes relacionamentos estejam presentes.

3.2 Similaridade de Tópicos de Interesse

Os usuários presentes no evento estão implicitamente conectados por compartilharem interesses em comum, possibilitando identificar uma rede social implícita local [Bernardes *et al.* 2015]. Por meio desta rede é possível analisar a similaridade dos tópicos de interesse do usuário alvo e compará-la com os tópicos de interesse dos demais usuários presentes no evento, gerando uma matriz de similaridade baseada em conteúdo.

A similaridade entre o usuário alvo e os demais usuários será calculada por meio da similaridade de cosseno, por produzir resultados mais precisos [Jannach *et al.* 2010]. Nessa técnica, o conteúdo é representado por um vetor de termos $d_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{t,j})$ dispostos em um espaço vetorial de k dimensões, onde k é o número de termos, os documentos próximos são considerados semelhantes. A Equação 1 para o cálculo da similaridade do Cosseno é definida como [Adomavicius e Tuzhilin 2005]:

$$sim(d_c, d_s) = \frac{\sum_{i=1}^k w_{i,c} w_{i,s}}{\sqrt{\sum_{i=1}^k w_{i,c}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^k w_{i,s}^2}} \quad (1)$$

Onde: $sim(d_c, d_s)$ é o resultado da distância dos vetores, variando de $[0,1]$; $w_{i,c}$ é o termo presente na posição i do item c ; $w_{i,s}$ é o termo presente na posição i do item s . Serão selecionados os usuários *top-N* mais similares e as sessões favoritas destes usuários (nesse passo excluem-se os autores já selecionados de forma explícita e implícita).

3.3 Localização

O MRSSEC considera como característica essencial a Localização do componente *Usuário* e o Local do componente *Sessão*. Essa característica permite que o usuário com dispositivo móvel em grandes eventos, receba recomendações de sessões levando em conta também a proximidade física do usuário. A localização pode ser de forma implícita ou explícita, implícita quando a localização é capturada por sensores (*Wifi*,

GPS, *Bluetooth*) e explícita quando o usuário informa manualmente a sua localização (*QR-Code*, Opção de Menu, *Check-in*). É possível parametrizar essa característica de acordo com o tamanho e propósito do evento.

3.4 Combinação dos Resultados

Após a seleção das sessões dos relacionamentos (Laços Fortes e Influência por Autoridade) e das sessões favoritas dos usuários mais similares, os resultados são combinados e filtrados para serem recomendados ao usuário alvo. No processo de recomendação prioriza-se os filtros sociais, sendo a ação explícita do usuário o filtro com maior relevância, ou seja, as sessões de autores que o usuário optou por “Seguir”. Posteriormente, são priorizadas as sessões dos Laços Fortes obtidos de forma implícita por meio da Rede Social, e por fim, as sessões dos usuários mais similares de acordo com os tópicos de interesse obtidas por meio da rede social implícita local. Se a Localização for uma característica habilitada na aplicação do modelo, pode ser utilizada como filtro, entretanto deve ser respeitada a prioridade dos filtros sociais. Por fim, uma lista *top-N* será gerada e a apresentação da recomendação deve levar em conta a prioridade dos filtros sociais em todas as aplicações do modelo.

4. Experimento

Esta seção define o Experimento realizado em situação real para avaliação do modelo proposto. O modelo foi parcialmente instanciado para o evento IHC2017 (XVI Simpósio Brasileiro sobre Fatores Humanos em Sistemas Computacionais), que ocorreu entre os dias 23 e 27 de outubro em Joinville, Santa Catarina, Brasil. O experimento foi realizado com o objetivo de obter a percepção do usuário alvo em relação à recomendação social.

Para instanciar o modelo é necessário definir o componente *Rede Social*. A comunidade de pesquisadores do IHC no Brasil mantém uma base de dados com trabalhos completos publicados desde o início do evento até 2015. Essa base possui dados sobre os trabalhos e seus autores. Portanto, desta base foi possível obter a rede de coautoria para a aplicação do modelo no IHC2017.

Após a definição do componente *Rede Social*, é necessário definir em qual tipo de sistema o modelo será implementado. Neste experimento, o modelo foi instanciado em um aplicativo para dispositivos móveis, o AppIHC, que é um aplicativo *open source* desenvolvido para o Sistema Operacional Android com o uso de *guidelines* do *Material Design* e foi desenvolvido para apoiar os participantes no IHC2017 [Sohn 2017].

A Figura 2 apresenta o Modelo de Recomendação Social para Eventos Científicos aplicada no Evento IHC2017. Para exemplificar o procedimento de recomendação, os algoritmos estão numerados para facilitar a referência. A abordagem social por coautoria apresentada nesta aplicação possui duas desvantagens: quando o usuário alvo não é um membro na rede de coautoria do evento, ou quando seus coautores não possuem apresentações no evento. Para tentar compensar essa desvantagem o Algoritmo 2 (Baseada em Conteúdo) é executado paralelamente, esta abordagem foi desenvolvida e avaliada no trabalho de Oliveira (2017). A abordagem Baseada em Conteúdo gera as recomendações com base nas preferências explícitas do usuário alvo e, portanto, complementa as deficiências da abordagem social.

De acordo com a Figura 2, o processo de recomendação inicia a partir dos dados de entrada do usuário. Na sequência, o usuário alvo é identificado na base de dados de coautoria e o Algoritmo (1) *Força do Laço* é executado. O Algoritmo (2) Baseado em Conteúdo é executado paralelamente à recomendação social, pois caso o usuário alvo não seja um membro na base de coautoria, serão geradas recomendações com base em seu perfil.

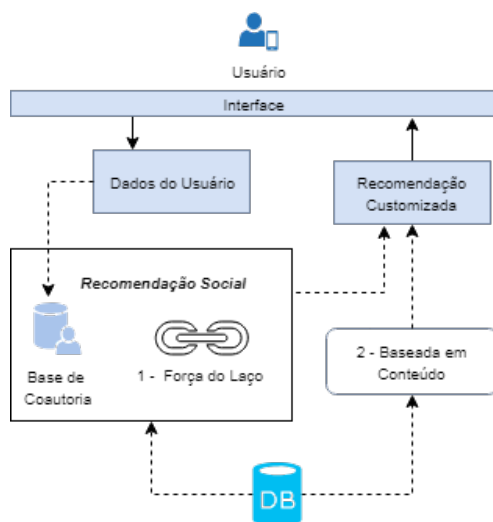


Figura 2 – Aplicação do Modelo para o Evento IHC 17

A rede de coautoria pode ser representada como um grafo não direcionado, com a seguinte representação: os autores são os vértices e as publicações são as arestas. O objetivo é quantificar o número de publicações em coautoria, ou seja, quantas arestas cada par da rede possui. Assim, de acordo com a Figura 3, a relação de coautoria entre dois autores, vértices u_2 e u_3 , é representada por uma ligação em destaque, pois possuem mais de um trabalho em conjunto.

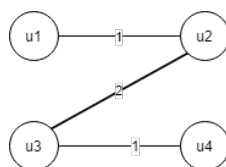


Figura 3 – Representação da Força do Laço na Rede de Coautoria

Dessa forma, considera-se que quanto maior o número de publicações em coautoria, mais forte é a relação entre os autores e a recomendação para o usuário alvo é gerada com base nas publicações dos coautores, as quais o usuário alvo não seja autor no evento em questão. Os pares são selecionados e o desempate é realizado por meio da coautoria mais recente. Se o usuário não possuir uma relação de coautoria forte na rede, os laços fracos também são analisados e a recomendação é gerada da mesma forma. Desse modo, assegura-se que todas as possibilidades de recomendação por coautoria sejam analisadas.

O cálculo da Força do Laço é uma medida que identifica o coautor que possua a maior quantidade de trabalhos com um usuário alvo u . Seja $C(u)$ o conjunto de coautores de u e $V_{u,k}$ a quantidade de publicações que u tem com um usuário $k \in C(u)$, a Forte Relação de Coautoria é definida pela Equação 1:

$$FRCoatoria(u) = \{k : u \in C(u), \max(V_{u,k})\} \quad (1)$$

O IHC2017 teve 250 participantes, 108 utilizaram o aplicativo. O algoritmo identificou 35 participantes, previamente inscritos no evento, que são coautores na base do IHC, porém apenas 14 usuários instalaram o aplicativo e conseqüentemente receberam recomendação por coautoria. Essa quantidade pode estar relacionada ao uso de apenas uma tecnologia móvel, o Android. Um questionário foi enviado após o evento para os 14 coautores que usaram o aplicativo, e 8 usuários responderam as perguntas apresentadas na Tabela 1.

A recomendação social por coautoria foi adicionada de forma implícita no aplicativo. Ao utilizar o AppIHC, o usuário recebeu recomendações por meio de texto e de ícone na programação do evento, apresentada por dia conforme a

Figura 4.

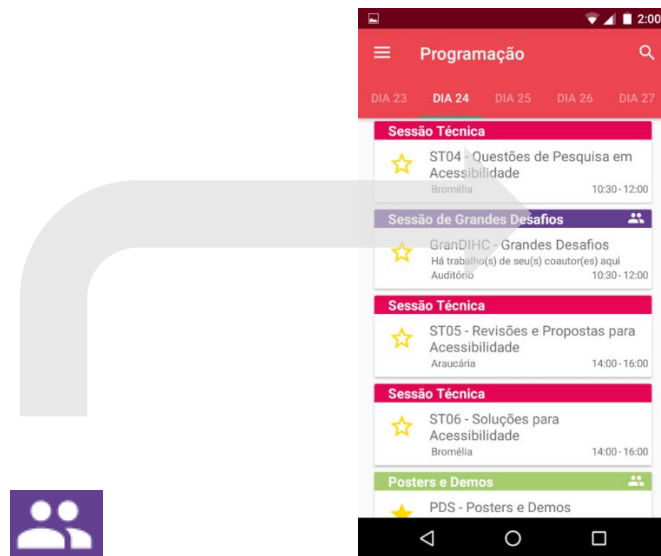


Figura 4. Ícone Social e Recomendação Social.

Tabela 1. Questões Fechadas

Questões	Sim	Não Opinou	Não
Q1- Você percebeu a indicação de que em determinada sessão existia(m) seu(s) coautor(es)?	5	2	1
Q2- Essa informação influenciou seu processo de decisão a quais sessões assistir?	1	2	5
Q3- Você considera útil a indicação de coautoria para recomendar sessões?	5	2	1

Os dados foram triangulados por meio do registro de atividades no aplicativo e das respostas do questionário. Desse modo foi possível identificar que apesar de o usuário considerar não ter sido influenciado a assistir uma sessão de apresentação de seu

coautor, gostou da sessão recomendada, pois a favoritou, indicando ser relevante o fato de poder localizar facilmente as sessões de apresentações de seus coautores.

Eventos científicos têm por objetivo reunir pesquisadores, estudantes e outros interessados em conhecer as diferentes pesquisas apresentadas pela comunidade científica. Além de promover a reunião de pesquisadores de determinada área do conhecimento, um evento científico proporciona oportunidades de conhecer novos pesquisadores e aumentar a rede de colaborações. Em geral, eventos científicos são dinâmicos, diferentes tipos sessões podem acontecer simultaneamente, as pessoas estão se movimentando entre uma sessão e outra e podem ter dificuldade de escolher à quais sessões assistir.

Sistemas de Recomendação podem auxiliar os participantes do evento fornecendo sugestões de apresentações que sejam interessantes para o participante. Porém, existem problemas inerentes a RS, como por exemplo, escassez de avaliações e o *cold start*, que no âmbito de eventos científicos são agravados devido ao curto período de tempo em que um evento existe e a falta de histórico de participações e avaliações.

O MRSSEC utiliza dados sociais para melhorar as recomendações. Esses dados podem ser oriundos de relações sociais, de interações sociais, de participações em eventos, entre outros dados que contribuem na melhoria do processo de recomendação. O modelo proposto neste trabalho também utiliza dados sociais fornecidos explicitamente pelo usuário e analisa a similaridade entre os participantes do evento por meio dos tópicos de interesse.

A aplicação do MRSSEC no evento IHC2017, apesar de parcial, proporcionou capturar dados de uso e por meio de um questionário foi possível verificar que dados sociais podem gerar recomendações úteis para o usuário alvo.

5. Considerações Finais

Este trabalho teve como objetivo apresentar o MRSSEC, um modelo de recomendação social instanciável a qualquer tipo de evento científico, para ajudar os participantes na escolha de quais sessões assistir. Esse modelo foi aplicado para o desenvolvimento do aplicativo AppIHC que foi utilizado e avaliado durante o IHC2017.

Em eventos científicos existem pouco ou nenhum histórico de participações. Escolher as sessões mais relevantes pode ser uma tarefa difícil, principalmente em grandes eventos ou quando as sessões ocorrem simultaneamente. As conferências acadêmicas são dinâmicas, os participantes estão se movendo, participando de diferentes apresentações em diferentes ambientes e horários. RS podem auxiliar na escolha de quais sessões assistir, pois utilizam dados sobre o participante, sobre as sessões e dados sociais.

Como trabalhos futuros pretende-se avaliar novas aplicações do modelo. Além disso, o aplicativo também está sendo aprimorado e desenvolvido para outras plataformas e pretende-se utilizá-lo em diferentes eventos científicos.

Agradecimentos

Agradecemos ao apoio financeiro da FAPESC, Edital chamada pública FAPESC/CNPQ Nº 06/2016 apoio a infraestrutura de CTI para jovens pesquisadores, projeto T.O. Nº: 2017TR1755 - Ambientes Inteligentes Educacionais com Integração de Técnicas

Learning Analytics e Gamificação. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Referências

- Adomavicius, G. and Tuzhilin, A. Toward The Next Generation Of Recommender Systems: A Survey Of The State-Of-The-Art And Possible Extensions. *IEEE Transactions On Knowledge And Data Engineering*, v. 17, n. 6, p. 734–749, 2005.
- Bernardes, D., Diaby, M., Fournier, R., FogelmanSoulié, F., & Viennet, E. A Social Formalism and Survey for Recommender Systems. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, v. 16, n. 2, p. 20–37, 2015.
- Farzan, R. and Brusilovsky, P. Where Did The Researchers Go? Supporting Social Navigation at A Large Academic. 2008, Pittsburgh: ACM, 2008. p. 203–212.
- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A. and Friedrich, G. *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press, 2010.
- Lin, N., Cook, Ks and Burt, RS. *Social Capital: Theory and research*. 2001.
- M. Granovetter. The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 78(6):1360–1380, 1973.
- Macedo, Augusto Q., Marinho, Leandro B. and Santos, Rodrygo Lt. Context-Aware Event Recommendation. In *Event-Based Social Networks. In: Proceedings Of The 9th Acm Conference On Recommender Systems*. Acm, 2015. p. 123-130.
- Oliveira, B. Sistema de Recomendação Baseado em Conteúdo: Recomendando Sessões em Eventos Científicos. Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville, 2017.
- Pham, M. C., Kovachev, D., Cao, Y., Mbogos, G. M. and Klamma, R. Enhancing Academic Event Participation With Context-Aware And Social Recommendations. In: *Advances In: International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM 2012)*. IEEE Computer Society, 2012, p. 464-471.
- Ricci, F., Rokach, L. and Shapira, B. Introduction to Recommender Systems Handbook. In *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA: Springer US, 2011. p. 1–35.
- Sohn, Ricardo. Aplicação Móvel para Apoiar Participantes de Eventos Científicos. Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville, 2017.
- Toledo, Douglas Francisquini; Pereira, Roberto; Oliveira JR, Edson. Identifying cognitive authority in social networks: a conceptual framework. In: *Proceedings of the 14th Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2015. p. 42.
- Xia, F., Asabere, N.Y., Rodrigues, J.J., Basso, F., Deonauth, N. and Wang, W. Socially-Aware Venue Recommendation for Conference Participants. In *Ubiquitous Intelligence and Computing, 2013 IEEE 10th International Conference on and 10th International Conference on Autonomic and Trusted Computing (UIC/ATC)*. IEEE, 2013. p. 134-141.
- Zhang, Y., Wu, H., Sorathia, V. S. and Prasanna, V. K. Event Recommendation In Social Networks With Linked Data Enablement. In *Iceis (2)*. 2013. P. 371-379.