

# Uso de Elementos Sociais para a Recomendação de Sessões em Eventos Acadêmicos

Aline de P. A. Tramontin<sup>1</sup>, Isabela Gasparini<sup>1</sup>, Roberto Pereira<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Programa de Pós Graduação em Computação Aplicada (PPGCA) – Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC), Joinville – SC – Brasil

<sup>2</sup>Departamento de Ciência da Computação - Universidade Federal do Paraná (UFPR), Curitiba – PR - Brasil

aline.tramontin@gmail.com, isabela.gasparini@udesc.br, rpereira@inf.ufpr.br

**Abstract.** Scientific events bring together a large number of researchers and are composed of different types of sessions, which can cause an overload of attention and difficulty in deciding which sessions to participate. To lessen such problems, Recommender Systems can assist the user by offering options that are appropriate for each attendee. This paper presents a proposal for recommending sessions of academic/scientific events based on social elements. The recommendations are supported by the academic events' co-authoring network to improve the quality of session recommendation based on the users' previous publications. For authors/participants who do not have publications in previous editions of the corresponding event, the recommendations will be generated through the Collaborative Filtering approach.

**Keywords:** Recommender Systems, Social Context, Social Recommender Systems, Co-authorship Network, Scientific Events, Academic Events.

## 1 Introdução

As pessoas se mantêm conectadas de várias maneiras, uma delas é por meio das redes sociais, que facilitam a comunicação e o relacionamento interpessoal. As relações sociais entre os indivíduos são geralmente chamadas de laços sociais. Os laços representam a existência ou a inexistência de uma relação substancial entre dois indivíduos [21]. Um evento pode ser considerado um “acontecimento” que tem como característica proporcionar o encontro entre pessoas, com finalidade específica, constituindo o tema principal do evento e justificando sua realização. Frequentar um evento é um dos componentes essenciais para a rede social, e uma pessoa tende a frequentar eventos acompanhada de seus amigos [20][13].

A participação em eventos acadêmicos também contribui para as relações sociais. Para Burt [24] a sociedade pode ser vista como um mercado em que as pessoas trocam toda a variedade de bens e ideias em busca de seus interesses. Algumas pessoas, ou grupos de pessoas, melhoram no sentido de receber maiores retornos aos seus esforços. O capital social é o complemento contextual do capital humano. A metáfora

do capital social é que as pessoas que prosperam estão de alguma forma melhor conectadas. Aumentar o capital social, ou seja, investir nas relações sociais esperando o retorno desejado é um dos principais objetivos de participações em eventos [23].

Eventos científicos reúnem uma grande quantidade de pesquisadores e são compostos por diferentes tipos de sessões. Diversos temas são abordados, sendo estes um subconjunto de uma grande área de estudo, cada sessão pode conter apresentações relacionadas a temas dessa grande área. Um dos objetivos para participação em evento científico (e.g., conferência) é aumentar as redes de colaboração acadêmica. Nestes eventos os atores são pesquisadores, amigos são colaborações, e os organizadores são membros do comitê do programa [22]. Além da apresentação de trabalhos de pesquisa, eventos acadêmicos visam também conectar pesquisadores e promover potenciais colaborações [14]. Recomendar eventos (ou sessões de um evento) se torna importante devido à quantidade de opções disponíveis e a frequência que uma pessoa tem que fazer escolhas [13]. Geralmente, em eventos acadêmicos existem sessões ocorrendo simultaneamente, o que o que dificulta o processo de escolha do usuário/participante.

O objetivo deste artigo é apresentar uma proposta de recomendação de sessões de eventos acadêmicos para pesquisadores fazendo uso de elementos sociais. O trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2 apresentamos uma revisão dos fundamentos relacionados a teorias de sistemas de recomendação e o contexto social; na seção 3 apresentamos trabalhos relacionados; na seção 4, apresentamos a discussão sobre os trabalhos e nossa proposta de recomendação; finalizamos com as considerações finais na seção 5.

## 2 Fundamentos

Sistemas de Recomendação tornaram-se uma área de pesquisa importante a partir dos anos 90, quando começaram a surgir os primeiros trabalhos na área de filtragem colaborativa [1], com o sistema Tapestry [7]. Um Sistema de Recomendação (SR) é desenvolvido para ajudar o usuário a encontrar itens de sua preferência rapidamente. Normalmente 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 [16]. Atualmente existem quatro abordagens principais para SRs: Baseada em Conteúdo, Filtragem Colaborativa, Baseada em Conhecimento e Híbrida, para mais detalhes sobre estas abordagens ver [9].

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; os itens são recomendados com base nos

critérios fornecidos pelo usuário. É utilizada nos casos em que os itens são raramente comprados e que não possuem grande número de avaliações.

4. Abordagem Híbrida: consiste na combinação das diferentes abordagens citadas acima.

Incorporar informação contextual no processo de recomendação pode melhorar a qualidade da recomendação. O contexto da recomendação desempenha um papel crítico em diferentes domínios, e pode estar relacionado a diferentes tipos de elementos contextuais, tais como dados temporais, dados baseados em localização e dados sociais [2]. Dessa forma, sistemas de recomendação passaram a considerar informações do contexto para melhorar a recomendação com base na situação do usuário. Ranganathan e Campbell [15] descrevem o contexto como "qualquer informação sobre as circunstâncias, objetos ou condições em torno de um usuário que seja considerado relevante para a interação entre o usuário e o ambiente computacional ubíquo".

Dey [5] diz que o contexto pode ser definido como "qualquer informação que pode ser usada para caracterizar a situação de uma entidade (uma pessoa, um lugar ou um objeto) que é considerada relevante para a interação entre o usuário e uma aplicação, incluindo o próprio usuário e a própria aplicação". Schmidt *et al.* [17] define algumas dimensões que fazem parte do contexto: localização (e.g., usuário em casa ou na universidade), tempo (e.g., se é dia de semana ou final de semana, quanto tempo o usuário tem disponível), condições físicas (e.g., barulho), infraestrutura (e.g., dispositivo, velocidade da internet), usuário (e.g., perfil, preferências), tarefa, ambiente social (e.g., outros usuários perto do usuário analisado).

O contexto adiciona informações à representação de um modelo de usuário com dados referentes a contextos físicos (por exemplo, localização, tempo), contextos ambientais (clima, luz e som), contextos informativos (cotações de ações, partidas esportivas), contextos pessoais (saúde, humor, agenda, atividade), contextos sociais (atividade grupal, atividade social, a quem se encontra uma sala), contextos de aplicativos (e-mails, sites visitados) e contextos de sistema (rede tráfego, status das impressoras) [15]. Jiang *et al.* [10] identificaram que a preferência individual e a influência interpessoal são fatores contextuais importantes para as recomendações sociais, pois afetam as decisões dos usuários sobre a retenção de informações. O contexto social pode ser incorporado diretamente em algoritmos de Filtragem Colaborativa (FC) [2].

Devido ao grande volume de publicações e interações de usuários em sites de mídias sociais, ocorre um fenômeno denominado sobrecarga social. SRs Social lidam com essa sobrecarga apresentando os dados mais relevantes para o usuário [8]. SRs Social são baseados em estruturas de rede, sinais sociais e *tags* sociais, ou uma combinação destes vários aspectos. Em geral, os SRs baseados em sinais/dicas sociais e *tags* sociais são diferentes dos que se baseiam em aspectos estruturais. Os que se baseiam em aspectos estruturais são usados para sugerir nós e *links* dentro da própria rede, os que se baseiam em sinais/dicas sociais e *tags* sociais são usados para recomendar itens, produtos ou conteúdo de mídias sociais [2].

Bernardes *et al.* [4] apresentam três famílias de recomendação social: uma baseada em links sociais explícitos, uma baseada na confiança e uma família emergente com base em *links* sociais implícitos. A família de *links* sociais explícitos utiliza métodos semelhantes aos de Filtragem Colaborativa e pode ser dividido em *memory-based* e

*model-based*, a única diferença é o uso de relações sociais explícitas para comparar semelhanças. O relacionamento de confiança é direto e intencional: um usuário *a* pode confiar em *b*, porém não significa que *b* confie em *a*.

A confiança pode ser fornecida explicitamente em uma rede de confiança, ou inferida [4]. A família de *links* sociais implícitos é um novo tipo de SR Social. A rede pode ser derivada a partir do comportamento dos usuários, os usuários serão implicitamente conectados se, por exemplo, frequentam os mesmos locais. A rede social dos usuários implícitos pode então ser usada para criar recomendações. No entanto, a maioria dos SRs Sociais baseia-se em métodos de Filtragem Colaborativa [4].

Para melhorar a qualidade da recomendação, os SRs Social precisam das informações sobre os relacionamentos dos usuários de uma rede social [12], a Análise de Redes Sociais (do inglês *Social Network Analysis* - SNA) é o estudo das relações sociais entre um conjunto de atores. A principal diferença entre a análise de rede e outras abordagens para as ciências sociais é o foco nas relações entre atores em vez de os atributos individuais dos atores [25]. Os comportamentos ou as opiniões dos indivíduos dependem das estruturas nas quais estão inseridos, não são analisados os atributos individuais, mas a união de relações entre os indivíduos por meio de suas interações uns com os outros [26].

De acordo com Scott [27] a abordagem predominante em SNA é a abordagem matemática, denominada teoria dos grafos, onde indivíduos e grupos são representados por pontos (vértices) e suas relações sociais são representadas por linhas (arestas), também denominadas conexões, links ou laços [6] [28].

O conceito de laços sociais fornece informações sobre as propriedades estruturais de um usuário, bem como sobre as propriedades dos pares isolados [12]. Os laços sociais podem ser categorizados em laços fortes (por exemplo, amigos confiáveis ou membros da família) que compartilham informações redundantes com grande sobreposição. Em contraste, laços fracos (por exemplo, conhecidos) compartilham informações mais diversas e novas. Esta informação pode ser usada em sistemas de recomendação social para gerar recomendações mais específicas, dependendo da informação que o usuário deseja [18].

Diferentes estudos [11] [14] [19] [20] mostram que o uso de informações sociais em sistemas de recomendação pode melhorar a precisão de uma recomendação. Os usuários das redes sociais *on-line* preferem as recomendações feitas por seus amigos do que as fornecidas por SRs tradicionais que utilizam pessoas anônimas com semelhanças e preferências similares a elas [4]. Dessa forma, os sistemas de recomendação social apresentam valor adicional e um novo e individualizado consumo de conteúdo é possível [12].

### 3 Trabalhos Relacionados

Um levantamento para identificar trabalhos que fazem uso do contexto social no processo de recomendação foi realizado e são apresentados a seguir.

Pham *et al.* [14] propõe uma versão modificada da Filtragem Colaborativa, que combina o contexto social extraído de redes sociais com o contexto espaço-temporal

de participantes de conferências, e entrega serviços de recomendação de sessões e pessoas para o usuário alvo em dispositivos móveis. A abordagem leva em conta a mobilidade e a sensibilidade ao contexto de localização, tempo, usuário e social. O contexto social 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. Pham *et al.* [14] utilizam predição de links para a formação da vizinhança de usuários a partir da coautoria e rede de citação, identificando assim pesquisadores que tenham interesse similar ou que estão trabalhando em tópicos similares com o usuário alvo.

Xia *et al.* [19] apresentam uma solução denominado *Social Aware Recommendation of Venues and Environments* (SARVE) para melhorar a participação inteligente em conferências por meio de recomendações em dispositivos móveis. Fazendo uso da tecnologia de dispositivos móveis, SARVE recomenda locais e ambientes de sessão de apresentação aos participantes, utilizando técnicas de detecção de comunidades socialmente conscientes e distribuídas. 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 [19]. O contexto tempo utiliza uma agenda de conferência inteligente com datas e horários das sessões de apresentação disponíveis e permite que os usuários insiram seus dados de tempo específicos para as sessões de apresentação disponíveis. O contexto usuário (apresentadores e participantes da conferência) é sentido por meio da marcação colaborativa explícita de seus interesses de pesquisa. Já o contexto social do usuário é sentido por meio de seus laços sociais e popularidade social. A força do laço é medida com base na duração do contato entre o apresentador e o usuário (participante). Usando dados de contexto, características sociais e interesses de pesquisa, Xia *et al.* [19] identificam vizinhos (participantes que tenham interesses semelhantes) e utilizam esta informação como um guia para detectar comunidades relevantes pertencentes aos locais de sessão de apresentação na conferência para os usuários (participantes).

Zhang *et al.* [20] investigam o problema da recomendação de eventos criados em redes sociais *online*, e apresentam três abordagens de recomendação de eventos baseadas em semelhanças semânticas, relacionamentos entre usuários e o histórico de participação em eventos. Na primeira abordagem, calculam a semelhança entre distribuições de tópicos em um evento e um perfil de usuário, e os eventos mais parecidos são recomendados aos usuários correspondentes. Na segunda abordagem, as relações com os amigos são consideradas para recomendação. A intuição é que os usuários com os mesmos interesses têm maior chance de assistir a mesmos eventos. Na terceira abordagem, o histórico de atendimento ao evento é usado para construir um classificador para recomendação. Por fim, apresentam uma abordagem híbrida que combina as três abordagens citadas acima. A abordagem híbrida usa soma ponderada para calcular a semelhança entre um evento e um usuário. Os resultados mostram que a abordagem híbrida supera os outros três métodos. Além disso, os quatro métodos têm maiores precisões de recomendação do que o método aleatório em ambos os conjuntos de dados.

Macedo *et al.* [11] abordam o problema de recomendação de eventos disponíveis nas redes sociais baseadas em eventos, o grande volume destes eventos muitas vezes prejudica a capacidade dos usuários de escolher os eventos que melhor se adequam aos seus interesses. Os eventos publicados em Redes Sociais Baseadas em Eventos (do inglês *Event Based Social Networks* - EBSN) são geralmente de curta duração e, por definição, estão sempre no futuro, tendo pouco ou nenhum histórico de participação. Os autores propõem uma abordagem de recomendação híbrida que alavanca várias recomendações sensíveis ao contexto como recursos para aprender a classificar os eventos. As dimensões do contexto abordadas são: social, conteúdo, localização e tempo. Macedo *et al.* [11] apresentam, no que tange a dimensão social, dois modelos baseados em interações sociais. O primeiro modelo considera a forte influência da associação de grupo nas decisões de um usuário participar ou não de um evento, ou seja, quanto mais eventos um usuário participar no grupo maior a probabilidade deste usuário continuar participando de eventos deste grupo. No segundo modelo os autores consideram duas importantes interações, entre usuários e todos os grupos em que estão afiliados e entre os grupos e os eventos criados por eles [11].

Nos trabalhos apresentados, observa-se que a recomendação de eventos/sessões de apresentações que incorporam o contexto social é um assunto em estudo e que ainda pode ser explorado. Neste trabalho apresentamos uma proposta para melhorar as recomendações de sessões de apresentações em eventos acadêmicos incorporando elementos deste contexto, ou seja, elementos sociais.

#### 4 Discussão e Proposta

Considerando os estudos apresentados na seção anterior pode-se observar que o contexto é utilizado em recomendações de eventos/sessões de apresentações, e que desempenha um papel crucial com dados temporais, dados baseados em localização e dados sociais.

Os principais problemas encontrados no ato de recomendar eventos são semelhantes em todos os trabalhos analisados: 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 obter as semelhanças entre as pessoas. O problema do *cold start* ocorre quando um novo usuário ou um item for introduzido no sistema, pois não há avaliações sobre o item ou não há itens avaliados pelo usuário, dessa forma não é possível recomendar itens nem encontrar usuários semelhantes. No caso de SRs para eventos os problemas acima são agravados devido ao curto período de tempo em que um evento existe e a falta de histórico de participações e avaliações. Os eventos criados em redes sociais online mantêm histórico de participação, porém, com *carência* de *feedback* do usuário.

A influência interpessoal é um fator contextual importante, e segue a ideia de que uma pessoa tende a frequentar eventos acompanhada de seus amigos. A similaridade entre amigos também é um aspecto que contribui no processo de recomendação, assim como a frequência das interações e participações em eventos, características

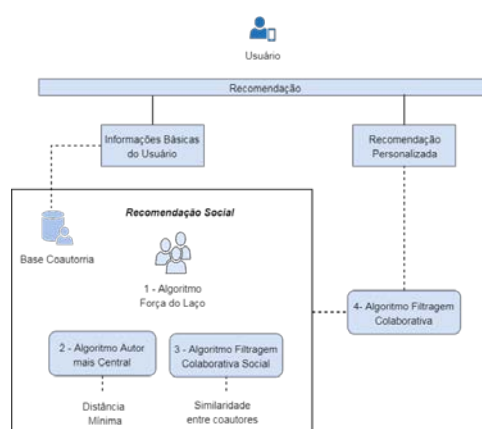
sociais importantes e que contribuem fortemente na melhoria do processo de recomendação.

Diferentes abordagens podem ser utilizadas para a recomendação de eventos, porém a maioria dos trabalhos analisados utiliza a abordagem de Filtragem Colaborativa para recomendar, e acrescenta as dimensões do contexto no processo de recomendação.

Escolher as palestras/sessões mais relevantes e encontrar os potenciais colaboradores com interesses semelhantes pode ser uma tarefa tediosa em grandes eventos, principalmente porque ocorrem sessões paralelas. As conferências acadêmicas são dinâmicas, os participantes estão se movendo, participando de diferentes apresentações em diferentes ambientes e em horários diferentes. Existe também a possibilidade de mudança na programação. Apresentações podem ser canceladas devido à ausência do apresentador [29].

Levando em conta os aspectos citados, este trabalho apresenta um modelo inicial de recomendação que considera como elementos sociais as relações de coautoria. A rede social é criada a partir do histórico de coautoria dos pesquisadores que já publicaram no evento, o primeiro passo então é, dentro da rede, calcular a força do laço entre os autores, sendo esse o diferencial em relação aos trabalhos apresentados na seção 3. O cálculo é realizado por meio da frequência de publicações entre dois autores, inferindo que, quanto maior o número de publicações em coautoria, mais forte é o laço entre os autores. Assim, a recomendação para o usuário alvo é gerada com base nos interesses do coautor com laço forte, e nas publicações, as quais o usuário alvo não seja coautor. O desempate será realizado por meio da coautoria mais recente. Se o usuário não possuir um laço forte na rede, os laços fracos também serão analisados.

Quando os coautores identificados na rede de coautoria não possuem trabalhos publicados no evento atual, a recomendação será realizada por meio do cálculo da centralidade da rede, tendo como premissa que usuários mais centrais influenciam os demais membros da rede. A Figura 1 apresenta o procedimento básico de recomendação.



**Fig. 1.** Processo de Recomendação.

O modelo proposto está sendo adicionado a uma arquitetura de recomendação que está sendo desenvolvida em um aplicativo para eventos com o intuito de proporcionar uma melhor experiência de uso por meio de tecnologia móvel.

Na Figura 1 o processo de recomendação inicia a partir dos dados de entrada do usuário. Na sequência é necessário identificar se o usuário é um autor na base de dados do evento, caso afirmativo, é verificada por meio do algoritmo 1 a força do laço como mencionado anteriormente. Possuindo laço forte com algum coautor, os trabalhos deste coautor publicados no evento atual serão recomendados, porém, se o coautor forte não possui publicações no evento atual verifica-se se os coautores com laço fraco possuem trabalhos no evento atual a serem recomendados.

Quando os coautores identificados na rede de coautoria não possuem trabalhos publicados no evento atual, será processado o algoritmo 2, os autores mais centrais da rede serão selecionados. A distância mínima entre os autores e o usuário alvo será verificada, selecionando assim o autor central mais próximo. Os trabalhos deste autor no evento atual serão recomendados. Caso o autor central mais próximo do usuário alvo não possua publicações no evento atual, a recomendação será gerada por Filtragem Colaborativa Social (algoritmo 3), ou seja, os itens serão recomendados com base na similaridade entre coautores identificados anteriormente. Caso o usuário alvo não seja um autor identificado na base de dados de coautoria, será utilizada Filtragem Colaborativa (algoritmo 4) por meio de usuários não amigos.

Após as etapas de projeto de software e implementação do algoritmo, serão realizados testes off-line, obtendo-se resultados positivos, o modelo será aplicado durante um evento acadêmico real onde o *feedback* dos usuários será coletado para medir sua satisfação em relação à qualidade das recomendações.

## 5 Considerações Finais

Este trabalho teve como objetivo apresentar, por meio de uma revisão dos fundamentos relacionados a teorias de sistemas de recomendação e o contexto social, uma proposta de recomendação para sessões de eventos acadêmicos que considera como elementos sociais as relações de coautoria.

Com a análise dos trabalhos apresentados foi possível verificar a oportunidade de aprofundar os estudos em SRs de eventos/sessões de apresentações no ambiente acadêmico incluindo elementos sociais, como por exemplo, a rede de coautoria. Xia *et al.* [19] utilizam a força do laço com base na duração do contato entre o apresentador e o usuário (participante), assumem que um apresentador que tem um número superior de laços sociais com outros participantes são populares, e adicionam outras informações de contexto para geração da recomendação. Com a rede de coautoria nosso modelo de recomendação utiliza a força do laço entre os coautores com base na frequência de coautoria para gerar as recomendações, e utiliza também o grau de centralidade da rede para influenciar seus membros.

A recomendação proposta em nosso trabalho considera a possibilidade de o participante não ser um autor em publicações de edições anteriores do evento, utilizando a abordagem colaborativa tradicional.



Como trabalhos futuros, este modelo está sendo adicionado a uma arquitetura de recomendação em um aplicativo móvel para eventos científicos. Os próximos passos são: a implementação, os testes e a realização de experimentos com uma base de dados real.

## Referências

1. Adomavicius, Gediminas; Tuzhilin, Alexander. 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.
2. Aggarwal, Charu C. *Recommender Systems*. Springer International Publishing, 2016.
3. Arazy, Ofer; Kumar, Nanda; Shapira, Bracha. A Theory-Driven Design Framework For Social Recommender Systems. *Journal Of The Association For Information Systems*, V. 11, N. 9, P. 455, 2010.
4. Bernardes, D., Diaby, M., Fournier, R., Fogelmansoulié, F. And Viennet, E., 2015. A Social Formalism And Survey For Recommender Systems. *Acm Sigkdd Explorations Newsletter*, 16(2), Pp.20-37.
5. Dey, A. K. (2001). Understanding And Using Context. *Personal And Ubiquitous Computing*, 5(1), 4-7.
6. Gabardo, Ademir C. *Análise De Redes Sociais: Uma Visão Computacional*. Novatec Editora, 2015.
7. Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B.M. And Terry, D., 1992. Using Collaborative Filtering To Weave An Information Tapestry. *Communications Of The Acm*, 35(12), Pp.61-70
8. Guy, Ido. *Social Recommender Systems*. In: *Recommender Systems Handbook*. Springer Us, 2015. P. 511-543.
9. Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., Friedrich, G. (2010). *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press.
10. Jiang, M.; Cui, P.; Liu, R.; Yang, Q.; Wang, F.; Zhu, W.; Yang, S.. Social Contextual Recommendation. In: *Proceedings Of The 21st Acm Internat*
11. Macedo, Augusto Q.; Marinho, Leandro B.; 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.
12. Oechslein, Oliver; Hess, Thomas. The Value Of A Recommendation: The Role Of Social Ties In Social Recommender Systems. In: *System Sciences (Hicss), 2014 47th Hawaii International Conference On*. Ieee, 2014. P. 1864-1873.
13. Pascoal, Luiz Mário Lustosa. *Um Método Social-Evolucionário Para Geração De Rankings Que Apoiem A Recomendação De Eventos*. 2014.
14. Pham, M. C.; Kovachev, D.; Cao, Y.; Mbogos, G. M.; Klamma, R. Enhancing Academic Event Participation With Context-Aware And Social Recommendations. In: *Advances In Social Networks Analysis And Mining (ASONAM), 2012 Ieee/Acm International Conference On*. Ieee, 2012. P. 464-471.
15. Ranganathan, Anand; Campbell, Roy H. An Infrastructure For Context-Awareness Based On First Order Logic. *Personal And Ubiquitous Computing*, V. 7, N. 6, P. 353-364, 2003.
16. Ricci, F., Rokach, L. And Shapira, B. Eds., 2015. *Recommender Systems Handbook*. Berlin, Germany: Springer.
17. Schmidt, A.; Beigl, M.; Gellersen, G. H. (1999). There Is More To Context Than Location. *Computers And Graphics*, Vol. 23, No. 6, Pp. 893-901.

18. Seth, Aaditeshwar; Zhang, Jie. A Social Network Based Approach To Personalized Recommendation Of Participatory Media Content. In: *Icwsn*. 2008.
19. Xia, F.; Asabere, N. Y.; Rodrigues, J. J.; Basso, F.; Deonauth, N.; 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.
20. Zhang, Y.; Wu, H.; Sorathia, V. S.; Prasanna, V. K. Event Recommendation In Social Networks With Linked Data Enablement. In: *Iceis (2)*. 2013. P. 371-379.
21. N.Vastardis and K.Yang, "Mobile Social Networks: Architectures, Social Properties and Key Research Challenges," *IEEE Communication Surveys & Tutorials*, Vol. No. 99, pp.1-17, 2012.
22. Licamele, Louis; Getoor, Lise. Social capital in friendship-event networks. In: *Sixth International Conference on Data Mining (ICDM'06)*. IEEE, 2006. p. 959-964.
23. Lin, Nan; Cook, Karen S.; Burt, Ronald S. (Ed.). *Social capital: Theory and research*. Transaction Publishers, 2001.
24. Burt, Ronald S. Closure as social capital. *Social capital: Theory and research*, p. 31-56, 2001.
25. Mika, Peter. Social networks and the semantic web. In: *Proceedings of the 2004 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*. IEEE Computer Society, 2004. p. 285-291.
26. Marteleto, Regina Maria. Análise de redes sociais: aplicação nos estudos de transferência da informação. *Ciência da informação*, v. 30, n. 1, p. 71-81, 2001.
27. Scott, John. Social network analysis: developments, advances, and prospects. *Social network analysis and mining*, v. 1, n. 1, p. 21-26, 2011.
28. De Lima, Dhanielly PR; Netto, José FM; Gaspar, Wagner. Um Sistema Multiagente que Caracteriza as Relações Sociais entre Alunos de um Ambiente Virtual de Aprendizagem. In: *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*. 2014. p. 1163.
29. Asabere, N. Y., Xia, F., Wang, W., Rodrigues, J. J., Basso, F., & Ma, J. Improving smart conference participation through socially aware recommendation. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, v. 44, n. 5, p. 689-700, 2014.