

Sistema de Recomendação Baseado em Confiança para Promover a Colaboração em Redes de Pesquisa Científica

João Pedro R. D. Saldanha¹, Fernando Prass¹

¹Ciência da Computação – Universidade Franciscana (UFN)
Rua dos Andradas, 1614 – 97010-032 – Santa Maria – RS – Brasil

{joao.pedro, fernando.prass}@ufn.edu.br

Abstract. *This meta-paper describes the style to be used in articles and short papers for SBC conferences. For papers in English, you should add just an abstract while for the papers in Portuguese, we also ask for an abstract in Portuguese (“resumo”). In both cases, abstracts should not have more than 10 lines and must be in the first page of the paper.*

Resumo. *Este meta-artigo descreve o estilo a ser usado na confecção de artigos e resumos de artigos para publicação nos anais das conferências organizadas pela SBC. É solicitada a escrita de resumo e abstract apenas para os artigos escritos em português. Artigos em inglês deverão apresentar apenas abstract. Nos dois casos, o autor deve tomar cuidado para que o resumo (e o abstract) não ultrapassem 10 linhas cada, sendo que ambos devem estar na primeira página do artigo.*

1. Introdução

No método científico, pesquisadores devem realizar um trabalho criativo sistemático para incrementar o conhecimento na área da pesquisa. Parte importante do processo é a busca, dentro do universo dos trabalhos científicos, por embasamento teórico ao tema do trabalho proposto. Além disto, também é relevante conhecer e colaborar com pesquisadores desenvolvendo trabalhos relacionados dentro da área de pesquisa. Portanto, é preciso reunir todas as informações pertinentes, pesquisas e resultados anteriores bem como linhas de pesquisa em progresso para não reinventar a roda ou seguir caminhos já trilhados e assim realizar trabalho relevante e produtivo.

A plataforma Lattes é um sistema que integra bases de dados de currículos, em específico de pesquisadores. Ela oferece aos usuários a possibilidade de criar um currículo de maneira gratuita, que é disponibilizado abertamente aos visitantes do site. Segundo [CNPq 2019], o Currículo Lattes “se tornou um padrão nacional no registro da vida pregressa e atual dos estudantes e pesquisadores do país, e é hoje adotado pela maioria das instituições de fomento, universidades e institutos de pesquisa do País”.

O universo da pesquisa científica está em constante expansão, tanto no que diz respeito ao conhecimento produzido quanto ao volume de trabalhos e publicações. Estimativas apontavam um valor em torno de 2.5 milhões de artigos científicos publicados por ano, em 2015, com um aumento de 5% ao ano no número de cientistas fazendo publicações [Ware and Mabe 2015]. Pesquisadores não têm o tempo necessário para analisar todos os estudos relacionados à seus próprios trabalhos, mesmo com plataformas como o Lattes, onde estão tais trabalhos estão compilados. Trata-se do problema

da sobrecarga de informação, que tem crescido na medida em que sistemas digitais vem ganhando cada vez usuários e conteúdo. Outro problema decorrente do crescimento do número de pesquisadores e trabalhos é que muitas vezes os pesquisadores não conhecem outros pesquisadores da área e acabam por perder a oportunidade de colaborações ou troca de idéias.

Logo, se faz necessário a filtragem da informação que chega ao pesquisador para maximizar sua eficiência e evitar tempo perdido. A automatização de tal tarefa de filtragem pode ser feita através de sistemas de recomendação, utilizando técnicas de mineração de dados e inteligência artificial para oferecer o conteúdo mais relevante disponível, aumentando a eficiência do acadêmico.

A partir do problema da sobrecarga de informações, nos anos 90 iniciou-se a pesquisa na área de filtragem de conteúdo. O ponto de partida foi a observação que as pessoas usam, no dia-a-dia, dicas de outros para tomar decisões, sendo que as dicas daqueles tidos como especialistas no assunto tem um peso diferenciado. Os primeiros sistemas de recomendação eram algoritmos capazes de analisar tendências dentro de uma certa comunidade e então fazer sugestões aos seus membros. Este método é conhecido como filtragem colaborativa e foi aprimorado desde então, sendo até hoje bastante popular. Além deste, também é bastante difundido o método baseado em conteúdo, no qual novos itens são recomendados baseado no conteúdo consumido pelo usuário no passado [Ricci et al. 2011].

1.1. Objetivos

Neste trabalho é proposta a elaboração de um sistema de recomendações de pesquisadores e trabalhos científicos baseado em confiança a partir de dados da plataforma lattes. A ideia é analisar o sentimento da comunidade em relação a cada pesquisador e sugerir conteúdo relevante aos pesquisadores baseado em seus perfis, ponderando o conteúdo com base na confiança estimada da comunidade. Para tal, é preciso:

- Estudar funções e aplicações de sistemas de recomendação
- Modelar a rede de confiança da comunidade científica
- Estabelecer métricas eficientes de confiança para os dados disponíveis
- Estimar a confiança entre os pesquisadores
- Pré-selecionar recomendações
- Filtrar a pré-seleção com a confiança computada
- Avaliar o modelo

1.2. Proposta

Para solucionar o problema explanado, a proposta é descrever uma rede de colaborações baseada nas publicações em conjunto, discutida na seção 3.2 utilizando técnicas encontradas na literatura para computar a propagação de confiança na rede. Para isso são discutidas três métricas na seção 3.2. A partir daí, é discutida a pré seleção dos itens com o método baseado em conteúdo(seção 3.3), proposta uma arquitetura para o sistema de recomendações (seção 3.4) e uma metodologia para sua validação (seção 3.5).

2. Revisão Bibliográfica

Nesta seção, será feita a apresentação dos principais itens que compõem o embasamento teórico usado como ponto de partida no trabalho e usado para justificar as decisões tomadas.

2.1. Sistemas de Recomendação (SR)

Frequentemente usuários de plataformas digitais se deparam com situações nas quais é necessário escolher entre vários itens ofertados: Produtos, conteúdo ou pessoas. A dificuldade de filtrar o conteúdo encontrado em determinada plataforma tende a aumentar na medida em que o número de itens ofertados cresce, visto que é necessário fazer uma análise individual de tais itens e então compará-los para fazer uma escolha. Para ajudar na tarefa, é comum encontrar sistemas que automatizam o processo de escolha, filtrando o conteúdo com base no perfil do usuário para apresentar seu interesse. Tais sistemas são especificamente úteis quando um usuário encontra dificuldades para analisar os itens ofertados e fazer escolhas. Os itens recomendados pelos SR podem ser os mais variados, sendo que no geral a recomendação é uma tarefa especializada, ou seja, apenas um tipo de item é recomendado, e a recomendação é relevante para um perfil específico de usuário. Logo, as características do SR, como metodologia usada para sua construção, interface de usuário e critério para ordenar os resultados devem ser adaptados às especificidades da tarefa em questão.

A forma mais simples do resultado de um SR é uma lista de itens ordenada de acordo com a preferência do usuário. A satisfação com as recomendações pode ser coletada explicitamente, como por exemplo através de avaliações, ou implicitamente através de inferências baseadas no comportamento do usuário perante aos itens oferecidos. Para oferecer recomendações, é preciso analisar uma base de conhecimento, que pode ter diversas informações, realizar um trabalho de classificação dos itens ofertados e então coletar algum tipo de feedback perante o resultado que deve ser usado para aprimorar o sistema [Ricci et al. 2011].

2.1.1. Técnicas de Recomendação

O resultado obtido por um SR é dependente da realização de uma **predição**. A predição é fundamental para a qualidade das recomendações: Itens são apresentados ao usuário porque o sistema antecipa que sejam relevantes para ele [Ricci et al. 2011]. Geralmente na elaboração de sistemas de recomendação lida-se com **usuários**, denotados por $u_1, \dots, u_n \in U$, **itens**, denotados por $i_1, \dots, i_n \in I$ e **relações**, que associam usuários e itens de diversas maneiras [Ekstrand and Konstan 2019]. As associações podem ser representadas por ontologias [Primo and Loh 2006] ou no caso de relações entre usuários e itens através de uma matriz de associação $|U| \times |I|$. Assume-se a existência no mundo real de uma **função** $f(u, i)$ que retorne um número real representado a utilidade do item i ao usuário u . Em técnicas de filtragem colaborativa, este número é visto como a avaliação do usuário. A tarefa do SR neste contexto é computar uma função $\hat{f}(u, i)$ que se assemelhe ao máximo à f . Assim, é possível realizar a predição de relevância de um grupo de itens para determinado usuário $\hat{f}(u_n, I)$ e recomendar os itens melhores classificados pelo SR, efetivamente filtrando o conteúdo e oferecendo ao usuário uma seleção personalizada de itens [Ricci et al. 2011].

2.1.2. Filtragem Colaborativa

Técnicas de filtragem colaborativa analisam o **perfil** do usuário e sua **avaliação** dos itens previamente acessados para chegar em recomendações. Procura-se analisar o perfil do **usuário alvo** para então achar um *cluster* de usuários com perfis similares (**vizinhos**). A idéia é que os itens bem avaliados pelos vizinhos serão também avaliados positivamente pelo usuário alvo, já que os perfis são semelhantes. Um problema encontrado na técnica é o problema da primeira avaliação: Quando há um item novo, sem nenhuma avaliação, como saber se determinado usuário irá avaliar positivamente o item? Nenhum de seus vizinhos fez avaliações [Ricci et al. 2011].

SRs baseados em filtragem colaborativa são os mais populares na área e vêm sendo pesquisados há mais tempo. [Ricci et al. 2011] É comum utilizar métodos baseados em vizinhança, nos quais um algoritmo de clusterização é usado para determinar grupos de usuários ou itens, tal como o algoritmo **KNN** (*K-Nearest Neighbours*) [da Rosa Furlan et al. 2018].

2.1.3. Método Baseado em Conteúdo

O método baseado em conteúdo parte da idéia de que usuários têm interesse em itens semelhantes àqueles que lhe foram úteis no passado [Ricci et al. 2011]. No caso, é importante determinar a **semelhança entre itens** para então recomendar para determinado usuário itens semelhantes aos que foram **previamente bem avaliados** por ele. Nesse método, é preciso estabelecer estratégias para descrever itens bem como para montar o perfil dos usuários, descrevendo os tipos de itens que ele tem interesse em. Então, deve ser feito o **comparativo** dos itens com o perfil do usuário para predizer seu interesse em tais itens. Geralmente procura-se dividir o universo dos itens, I , em categorias: Relevantes ou irrelevantes ao usuário, por exemplo. Para construir a classificação dos itens, é possível usar uma série de algoritmos que realizam trabalho de **classificação estatística**, como por exemplo **árvores de decisão** [Pazzani and Billsus 2007].

2.1.4. Método Baseado em Confiança

Estudos indicam que os usuários têm a tendência de **valorizar mais as recomendações de amigos** do que aquelas feitas por outros usuários com perfil semelhante, porém desconhecidos e a qualidade das recomendações de amigos superam inclusive as feitas por sistemas de recomendação [Sinha and Swearingen 2001]. A partir deste conceito, com a grande aderência de usuários à **redes sociais** um novo método para a construção de sistemas de recomendação está sendo estudado. Trata-se do método baseado em confiança, ou sistema de recomendação social (*social recommender system*) [Ricci et al. 2011].

A construção de SRs sociais depende do estabelecimento de uma **rede de confiança**, ou seja, uma rede social que descreve o nível de confiança entre seus membros. Assim, o usuário recebe recomendações de itens avaliados positivamente por usuários em sua rede de confiança. Estes SRs precisam usar o conceito de **agregação e dissipação de confiança**, ou seja, dados um grupo de usuários $u_1 \dots u_n$, calcular o nível de confiança entre u_1 e u_n considerando usuários intermediários $u_2 \dots u_{n-1}$ que possuem alguma relação

de confiança, direta ou indireta, com u_1 e u_n (**dissipação**) ou combinar uma série de estimativas de confiança em um valor final (**agregação**) [Victor et al. 2011].

Um ponto fraco de tais sistemas é que a recomendação é geralmente mais previsível e pode facilmente ser inundada por itens que o usuário já conhece, enquanto técnicas mais usuais de recomendação podem apresentar resultados mais inesperados, mas relevantes ao usuário [Sinha and Swearingen 2001].

2.1.5. Métodos Híbridos

Métodos híbridos propõem a combinação de mais de um método de recomendação dentro de um sistema. É necessário para complementar técnicas que podem apresentar problemas em determinadas situações ou para oferecer resultados melhores aos usuários. Furlan [da Rosa Furlan et al. 2018] por exemplo combinou os métodos baseado em conteúdo e filtragem colaborativa para solucionar o problema da primeira avaliação. Já Massa [Massa and Avesani 2004] sugere que um método que leve em consideração a confiança entre usuários pode melhorar a performance de sistemas de filtragem colaborativa.

2.2. Trabalhos Correlatos

Os trabalhos correlatos foram escolhidos utilizando como critério a contemporaneidade e semelhança com o presente trabalho, de forma a trazer um embasamento atualizado das metodologias usadas para a resolução de problemas semelhantes.

2.2.1. Desenvolvimento de um Sistema de Recomendação para Bibliotecas Digitais

Este trabalho também aborda o problema da sobrecarga de informações dos pesquisadores baseando-se no perfil do currículo lattes. O trabalho busca recomendações de produções científicas utilizando o motor de buscas google acadêmico e traz uma combinação das técnicas de filtragem colaborativa e baseado em conhecimento. A metodologia para gerar recomendações utilizada neste trabalho será usada no presente trabalho como referência para a elaboração do SR, levando em consideração os pontos fracos e fortes da abordagem descrita no trabalho. Em particular, será considerada a maneira com que o trabalho propôs solucionar o problema da avaliação inicial de um SR de filtragem colaborativa através do método baseado em conteúdo [da Rosa Furlan et al. 2018].

2.2.2. Técnicas de Recomendação para usuários de Bibliotecas Digitais

Trabalho que apresenta algumas das mais populares técnicas de recomendação, bem como a justificativa e contexto para a correta implementação dos mesmos. O trabalho descreve diversas abordagens para a elaboração de um SR de obras literárias em bibliotecas digitais, usando as técnicas de filtragem colaborativa e baseado em conteúdo bem como uma abordagem híbrida. O contexto do sistema de recomendação descrito no trabalho se assemelha ao do presente trabalho por ter como alvo uma biblioteca digital, sendo que as obras literárias da biblioteca podem ser comparadas aos artigos encontrados na plataforma lattes. O comparativo das metodologias usadas serve como referência para a elaboração do SR descrito no presente trabalho. As relações entre usuário e itens (no caso, obras

literárias) é descrita através de uma ontologia na qual conceitos são definidos pelos termos que os definem e organizados em uma hierarquia. A ontologia serve para descrever as relações entre item e usuário e serve como referência para a modelagem das relações do SR desenvolvido neste trabalho. O trabalho também apresenta um experimento para ilustrar a importância da opinião de especialistas [Primo and Loh 2006].

2.2.3. Trust-aware Collaborative Filtering for Recommender Systems

O artigo sugere a possibilidade de melhorar as sugestões em sistemas de recomendação com métricas de confiança. Descreve a modelagem de uma rede de confiança e a necessidade de métricas de propagação de confiança, que considera ser computável em mais usuários do que a similaridade de perfis. A métrica usada é uma simples distância mínima entre nós para a estimativa de confiança local. Os autores sugerem a aplicação do algoritmo PageRank [Page et al. 1999] como métrica de confiança global. Aqui a proposta é seguir a arquitetura sugerida por [Massa and Avesani 2004] para a construção de um SR que combina os métodos baseados em conteúdo e confiança. A arquitetura sugerida pelos autores é composta por módulos substituíveis que representam conceitualmente a aplicação de um algoritmo. A adaptação da arquitetura está descrita na seção 3.4.

3. Materiais & Métodos

Para chegar nas recomendações, é proposto um trabalho em dois momentos: estimar a confiança entre pesquisadores e então selecionar potenciais colaboradores baseando-se no perfil dos pesquisadores. A seleção será filtrada e ordenada de acordo com o nível de confiança estimado dos pesquisadores. O primeiro passo é modelar uma rede de confiança da comunidade científica, descrita por autores e publicações. Pode então ser feita uma seleção dos pesquisadores cadastrados com base no perfil do usuário alvo e ordenar a seleção de acordo com o nível de confiança de cada pesquisador. A confiança pode ser local ou global, sendo que local diz respeito à confiança estimada de um pesquisador específico em seus colegas e a global corresponde à a confiança da comunidade em cada pesquisador. Em termos de ferramentas para implementação, foi escolhida a linguagem Python, que possui riqueza de ferramentas e recursos para trabalhos relacionados a manipulação de dados e computação numérica.

3.1. Os Dados da Plataforma Lattes

Os dados usados no trabalho são provenientes de um banco de dados relacional extraído do currículo lattes dos pesquisadores com o uso de um *parser*. O *parser* descrito em [Prass et al. 2019] oferece uma interface para a extração automatizada de dados da plataforma lattes. A partir dos arquivos *XML* exportados da plataforma, o *parser* faz uma análise a partir da qual são montadas relações entre os itens presentes no banco e os novos itens, relacionando autores às suas publicações cadastradas, ou seja, inserindo uma linha em uma tabela associativa entre autor e publicação, conforme a Figura 1. A partir do banco descrito, é possível construir uma base de conhecimento focada especificamente no objetivo do presente trabalho, que é descrita a seguir.

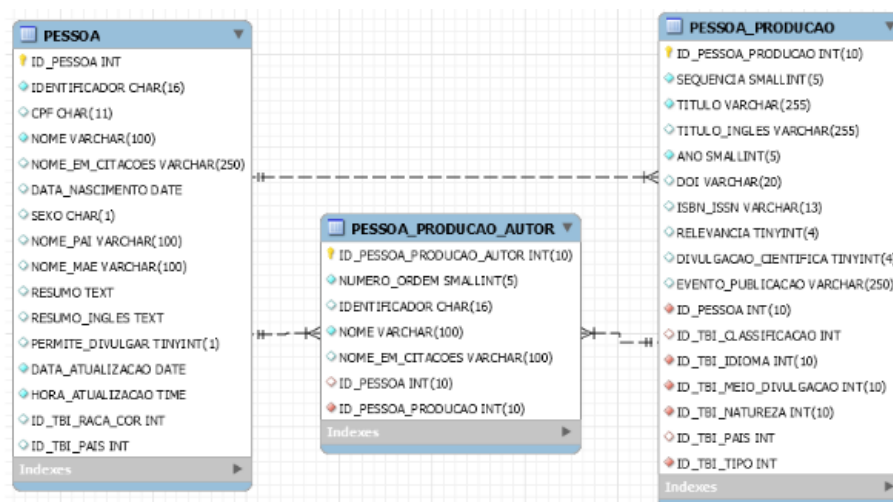


Figura 1. Tabelas Pessoa, Produção e associativa [Prass et al. 2019]

3.1.1. Publicações

Uma publicação científica, normalmente, é uma produção de algum **tipo** (artigo, livro, trabalho) que passou por um processo de revisão por pares e foi aceito como sendo uma contribuição válida, de autoria de um ou mais pesquisadores. A maioria das publicações da base de conhecimento possuem alguma **palavra-chave**, informada pelos autores, que servem como uma pista dos assuntos abordados. As publicações são feitas originalmente em um **idioma** e **país** específicos e obrigatoriamente possuem um **título** no idioma original bem como uma possível tradução para o inglês. O **ano** da publicação é considerado relevante devido à característica progressiva do conhecimento científico, onde observa-se constante introdução de novos dados e fatos. Em alguns casos é possível inferir a **abrangência** da publicação, por exemplo pode ser regional, nacional ou internacional. Algumas tuplas podem também conter a **natureza**, que deve ser vista como o nível de cobertura do assunto discutido alcançado pelo trabalho: Completo, resumo e assim por diante. A ordem dos nomes dos autores geralmente é indicativo da importância do autor para a publicação: O **autor principal** geralmente é o primeiro nome, e o **orientador** do trabalho o último. Entre eles, os colaboradores **intermediários**.

3.1.2. Pesquisadores

Os autores são o centro dos dados da base de conhecimento e são também responsáveis por cadastrar todas as informações lá encontradas. O perfil do pesquisador é composto por sua **formação**, **atuação profissional**, e **publicações** das quais fez parte. A formação é representada por um título, que diz respeito ao nível de ensino, por exemplo doutorado ou mestrado.

3.2. Computando confiança

Pode-se pensar na rede de confiança como sendo um grafo no qual os nodos são pesquisadores e as arestas publicações em conjunto. Considerando que uma colaboração em publicações é um voto de confiança entre os pesquisadores envolvidos, a matriz de adjacência pode ser usada para computar a propagação de confiança através da rede. A confiança estimada de determinado pesquisador deve levar em consideração o nível de confiança estimado dos pesquisadores que colaboraram com ele.

O algoritmo PageRank [Page et al. 1999] foi inspirado em parte por estudos realizados em redes de citações acadêmicas, nas quais a relevância de um artigo era descrita por contagem de citações, por exemplo. Trata-se de um método para computar um *ranking* global de citações, pensado para computar a importância das páginas web. O *ranking* R de uma página é definido como a soma dos *rankings* das páginas que oferecem links para ela, ponderada pelo total de *links* encontrados nas páginas.

É definido para cada página u um conjunto F_u de páginas as quais u referencia e um conjunto B_u de páginas que fazem referência à u . Sendo \hat{A} a matriz de adjacência da web, tal que

$$\hat{A}_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{se há links de } i \text{ para } j \\ 0 & \text{se não há links de } i \text{ para } j \end{cases} \quad (1)$$

A matriz A deve ser obtida dividindo todas as linhas de \hat{A} por $|F_u|$ (o grau do nodo u). Assim, PageRank pode ser definido como $R = c(AR + E)$, sendo c um fator de normalização.

Quando ocorrem ciclos no fluxo de referência, nos quais duas páginas se referenciam mutuamente e não fazem referência a nenhuma outra página, pode ocorrer o chamado *rank sink* quando há referências exteriores injetando *ranking* no ciclo, assim as páginas do ciclo acumulam ranking, porém não há distribuição. Para solucionar, foi introduzido o vetor E , que no modelo de PageRank é o conceito de um *random surfer*, ou seja, uma probabilidade de um usuário da internet aleatoriamente mudar a página, sem seguir nenhum de seus *links*. [Page et al. 1999]

A aplicação de PageRank à um grafo não-direcionado gera um vetor R estatisticamente similar à distribuição de grau dos nodos da rede [Perra and Fortunato 2008]. Isto é, aplicando diretamente o algoritmo ao problema proposto, no final das contas a confiança seria proporcional ao número de publicações do autor (**centralidade** do nodo). Enquanto esta métrica é relevante, perde-se a idéia inicial: Não é considerada a confiança dos colaboradores, somente o valor total de colaborações.

Além disso, alguns conceitos importantes não são levados em consideração: A relevância e o número de colaborações entre os pesquisadores. No caso da **relevância**, a importância da publicação é uma dica para o nível de confiança mútua entre os pesquisadores: colaborações em publicações importantes requerem maior confiança. O total de **colaborações em conjunto** entre um par de pesquisadores, por sua vez, indica uma relação mais duradoura, com mais confiança mútua. É importante distinguir total bruto de publicações de determinado pesquisador e o número de colaborações entre dois pesquisadores, pois há mais confiança quando observa-se frequentes colaborações. Uma

vez estabelecida uma heurística para a importância de determinada colaboração, pode-se somar as importâncias para avaliar a força dos laços de confiança.

3.2.1. Relevância

Nem todas as publicações são feitas iguais. É possível considerar as características descritas na representação de publicação usada na base de conhecimento para construir uma heurística sobre a relevância da publicação. Pesos podem ser atribuídos para os atributos contidos na tabela publicação. Aqui, a heurística considerada é a natureza da publicação, com pesos atribuídos conforme a tabela 1.

Tabela 1. Heurística de Relevância

Tipo de Publicação	Peso
Livro Publicado ou Organizado	9
Capítulo de Livro Publicado	8
Artigo Publicado	7
Artigo Aceito para Publicação	6
Texto em Jornal/Revista	5
Trabalho em Evento	4
Outra Produção Bibliográfica	3
Prefácio/Posfácio	2
Tradução	1

3.2.2. Centralidade

Considerando as heurísticas definidas, é possível alcançar um fluxo de confiança mais interessante na rede modelada. O conceito de agregação e dissipação de confiança pode seguir a idéia do algoritmo *PageRank* aplicando-se um algoritmo para o cálculo da centralidade dos nodos. Assim, a relevância das publicações e a quantidade de colaborações podem ser levadas em consideração na distribuição de confiança.

Várias métricas foram propostas na literatura para o cálculo da centralidade, em especial a proposta em [Opsahl et al. 2010] se encaixa particularmente bem no problema proposto por incorporar simultaneamente o grau (número de conexões) e a força (os pesos de cada conexão) dos nodos. Aqui, o peso pode ser a soma das relevâncias das obras publicadas em conjunto entre os pesquisadores. A fórmula proposta faz isso definindo um parâmetro α para ajustar a importância de grau e força:

$$C_D^{w\alpha}(i) = k_i \times \left(\frac{s_i}{k_i} \right)^\alpha = k_i^{1-\alpha} \times s_i^\alpha \quad (2)$$

Ao incorporar o número e a relevância das publicações como um peso para as arestas da rede, é reintroduzido o conceito de considerar a confiança da comunidade nos colaboradores que depositaram confiança em determinado autor através de publicações em conjunto para o cálculo da confiança estimada de tal autor. Assim, é possível chegar em um fluxo de confiança apurado levando em conta informações sobre obras e autores que são relevantes para considerar a confiança compartilhada entre os membros da rede.

3.2.3. Distância

A centralidade do pesquisador, ponderada pelo número de colaborações e suas relevâncias se mostra em teoria uma forte métrica de confiança global. O cálculo de confiança local, porém, oferece uma estimativa da **confiança subjetiva** de um usuário em relação aos membros da rede. Outra métrica valiosa neste contexto é a distância entre os pesquisadores, isto é, identificar **amigos de amigos** e pesquisadores próximos na rede é uma poderosa maneira de promover a colaboração entre pesquisadores: pesquisadores próximos na rede podem encontrar mais facilidade para realizar colaborações. Para tal, a relevância e quantidade de colaborações (pesos das arestas - confiança) deve ser um fator positivo e o número de nodos intermediários entre os autores um fator negativo (maior distância).

O algoritmo de Dijkstra [Dijkstra 1959] é definido para calcular distâncias em redes nas quais os pesos representam o custo de travessia. O trabalho de Opsahl e Skvoretz [Opsahl et al. 2010] é definido em redes onde os pesos representam força dos laços, então os autores sugerem que os pesos devem ser invertidos. Além disso, o objetivo do trabalho é considerar também o número de nós intermediários, então os autores propõem novamente o uso de um parâmetro de ajuste, α , que controla o quão importante considera-se o número de nodos intermediários e a força das conexões.

$$d^{w\alpha}(i, j) = \min \left(\frac{1}{(w_{ih}^\alpha)} + \dots + \frac{1}{(w_{hj}^\alpha)} \right) \quad (3)$$

Esse conceito, aplicado à rede de colaborações, significa que a distância entre os pesquisadores levará em consideração o nível de confiança das conexões bem como o número de pesquisadores intermediários. Para $\alpha < 1$, caminhos com maior número de intermediários são considerados mais distantes, enquanto $\alpha > 1$ vai considerar mais importante a força das relações de confiança, atribuindo menores distâncias para caminhos onde há fortes relações de confiança entre os pesquisadores, podendo estes ter mais intermediários [Opsahl et al. 2010].

3.2.4. Confiança subjetiva

Uma alternativa aos métodos descritos acima é transformar a rede de confiança em um grafo direcionado. Pode-se chegar nesse objetivo gerando uma rede de confiança para cada pesquisador ao qual se deseja fazer recomendações. Com essa técnica, a aplicação direta de PageRank à rede de confiança pode gerar um resultado significativo.

Sejam F e B conjuntos de colaboradores, conforme definido em PageRank, G_u^0 o usuário alvo u e B_u^0 também o usuário u . O conjunto dos colaboradores diretos de u , aqueles com os quais u possui publicações em conjunto, são definidos como G_u^1 e os colaboradores dos colaboradores de u são o conjunto G_u^2 . Pode-se generalizar os colaboradores de grau n ($n \geq 1$) como o seguinte:

$$G_u^n = \{v | v \in F_{G_u^n}, v \notin B_{G_u^{n-1}, n-2, \dots, 0}\} \quad (4)$$

Assim, $F_{G_u^n}$ e $B_{G_u^{n-1}, n-2, \dots, 0}$ ambos representam um grupo de pesquisadores que publicaram obras em conjunto com os pesquisadores do conjunto G_u^n , considerado um voto de confiança. A diferença é que os pesquisadores do conjunto $B_{G_u^{n-1}, n-2, \dots, 0}$ já apareceram na rede de confiança de u .

Pode-se a partir dessa definição escrever uma função capaz de estabelecer recursivamente a rede de confiança relativa de determinado pesquisador, iterando sobre os pesquisadores envolvidos em colaborações diretas até que G_u^n seja um conjunto vazio. Vale notar que embora essa técnica seja consideravelmente mais intensiva em termos de computação quando o objetivo é calcular a confiança relativa para todos os pesquisadores do sistema, o algoritmo PageRank converge rapidamente mesmo para grandes quantidades de páginas [Page et al. 1999].

Nesse caso, é computada a confiança local, ou seja, a confiança estimada de cada pesquisador em relação aos outros pesquisadores, e não a confiança estimada da comunidade como um todo em cada pesquisador.

3.3. Pré-seleção de Recomendações

Com as métricas de confiança propostas acima, é possível estabelecer níveis de confiança da comunidade, uma rede subjetiva do pesquisador alvo ou distâncias ponderadas por confiança e usar as predições para oferecer sugestões de colaboradores para cada membro da rede em diferentes contextos. Todavia confiança apenas pode não ser suficiente para recomendações de qualidade. Considerar também a linha de pesquisa do pesquisador no momento e os perfis dos potenciais colaboradores pode aumentar a qualidade das recomendações: Mesmo que a confiança em um pesquisador seja alta, a sugestão de colaboração pode não fazer sentido caso as linhas de pesquisa não se encaixem.

Para aprimorar as recomendações, é proposta uma simples pré-seleção dos itens utilizando um método baseado em conteúdo. A técnica proposta consiste no cálculo de correspondência de palavras chave em um modelo de espaço vetorial (MEV), visto que esta é a mais comum em sistemas de recomendação baseados em conteúdo [Ricci et al. 2011]. No MEV proposto, a idéia é estabelecer um perfil geral dos pesquisadores através de palavras chaves ponderadas por relevância, extraídas dos títulos e palavras chaves das publicações do qual o autor fez parte. O perfil do pesquisador é representado por um vetor em um espaço n -dimensional: $d_j = w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{n,j}$, no qual $w_{i,j}$ representa o quanto o termo i é relevante dentro do trabalho do pesquisador j . Pode-se pensar em uma matriz na qual as linhas são pesquisadores, conforme descrito e as colunas representam os termos-chave extraídos do universo das publicações (*corpus*), removendo palavras vazias - “ou”, “de”, “para” ... - tanto em português quanto em inglês.

Tal matriz é construída através da técnica de vetorização *TF-IDF*, na qual considera-se termos importantes aqueles que aparecem com frequência relacionados a um item específico e com menor frequência nos outros itens do *corpus* [Pazzani and Billsus 2007]. A partir disso é preciso computar a semelhança entre termos. Para tal, a proposta é o uso da similaridade de cossenos por ser a técnica mais comumente aplicada [Ricci et al. 2011]. Para a pré-seleção dos itens, então, a proposta é basear-se em uma *query* que representa o trabalho sendo desenvolvido pelo pesquisador no presente. A partir desta, pode-se calcular as similaridades dos perfis dos autores cadastrados com a *query*, construindo assim a pré-seleção.

3.4. Arquitetura

Até então foram descritas técnicas que podem ser usadas para a computação de confiança entre membros de uma comunidade resultando em vetores de confiança global e local bem como distâncias ponderadas por confiança. Também foi discutida a possibilidade de aprimorar recomendações baseadas em confiança usando o conteúdo dos itens disponíveis. Agora, uma descrição geral de como é possível combinar as metodologias descritas para obter um resultado.

Em [Massa and Avesani 2004] é sugerida uma arquitetura de SR combinando filtragem colaborativa e método baseado em confiança. O sistema é descrito em módulos substituíveis e portanto pode ser usado para combinar os métodos baseado em conteúdo e em confiança. Basicamente a saída do método usado para pré seleção é usada para a partir das confianças computadas filtrar e ordenar as recomendações, conforme a Figura 2.

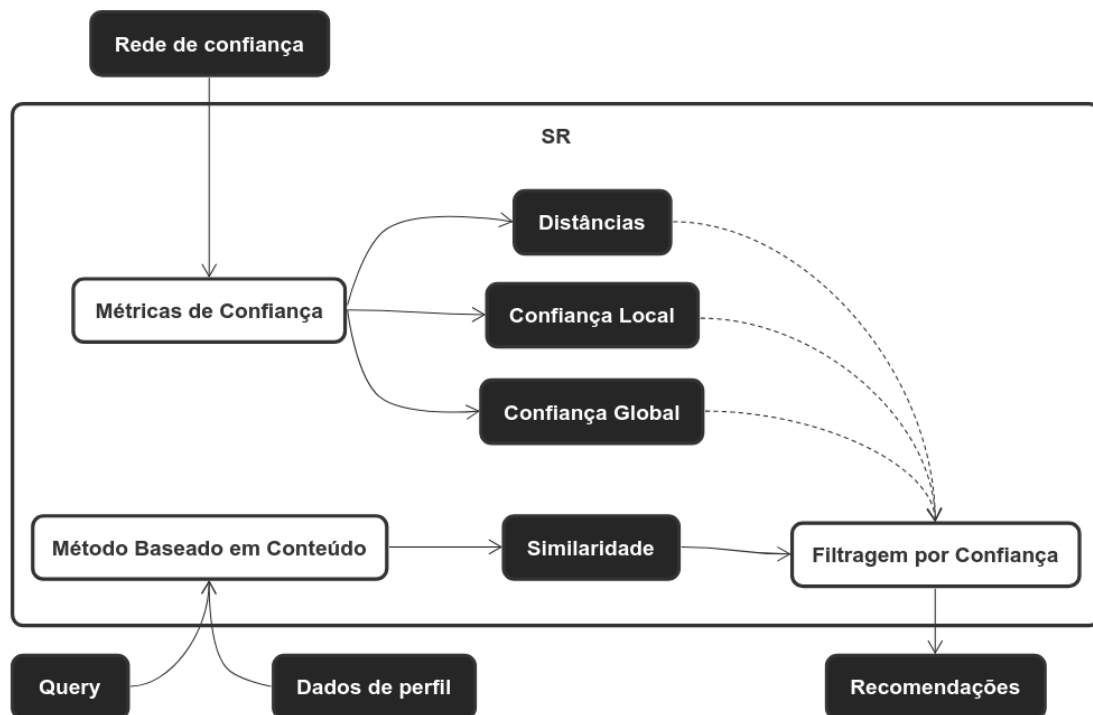


Figura 2. Arquitetura do SR

É preciso então definir um método para, a partir de uma lista de itens ordenada por similaridade de cossenos e vetores de confiança estimada, oferecer ao usuário uma amostra seleta com os pesquisadores mais relevantes seguindo as métricas de confiança (filtragem por confiança). Neste ponto, é possível usar alguma técnica para combinar as métricas de confiança, porém, é importante as aplicar individualmente para observar os resultados. As linhas em pontilhado representam que os objetos são intercaláveis: pode-se usar um ou outro ou combinações. Após a pré seleção, o custo computacional da aplicação das distâncias, por exemplo, diminui consideravelmente pois é preciso apenas computar distâncias entre o pesquisador alvo e uma amostra pequena de pesquisadores com o perfil compatível com a *query*.

Portanto, uma vez aplicado o método por conteúdo, a proposta é aplicar a métrica de distâncias ponderadas por confiança em uma amostra reduzida da rede, visto que a métrica em questão em teoria é mais indicada para promover colaboração entre os membros da rede.

3.5. Validação

4. Discussão & Conclusão

Referências

- CNPq (2019). Sobre a plataforma lattes. <http://memoria.cnpq.br/web/portal-lattes/sobre-a-plataforma>. Acesso em: Abril/2019.
- da Rosa Furlan, L. A., de Oliveira Zamberlan, A., Vieira, S. A. G., and Canal, A. P. (2018). Desenvolvimento de um sistema de recomendação para bibliotecas digitais. *Disciplinarum Scientia— Naturais e Tecnológicas*, 19(1):87–104.
- Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, 1(1):269–271.
- Ekstrand, M. D. and Konstan, J. A. (2019). Recommender systems notation: Proposed common notation for teaching and research. *arXiv preprint arXiv:1902.01348*.
- Massa, P. and Avesani, P. (2004). Trust-aware collaborative filtering for recommender systems. In *OTM Confederated International Conferences: On the Move to Meaningful Internet Systems*, pages 492–508. Springer.
- Opsahl, T., Agneessens, F., and Skvoretz, J. (2010). Node centrality in weighted networks: Generalizing degree and shortest paths. *Social networks*, 32(3):245–251.
- Page, L., Brin, S., Motwani, R., and Winograd, T. (1999). The pagerank citation ranking: Bringing order to the web. Technical report, Stanford InfoLab.
- Pazzani, M. J. and Billsus, D. (2007). Content-based recommendation systems. In *The adaptive web*, pages 325–341. Springer.
- Perra, N. and Fortunato, S. (2008). Spectral centrality measures in complex networks. *Physical Review E*, 78(3):036107.
- Prass, F. S., Matheus Boijink, F., and de Oliveira Zamberlan, A. (2019). Parser e leitura automatizada de currículos da plataforma lattes para extração de indicadores

- acadêmicos e tecnológicos. In *Comunicação, Mídias e Educação*, pages 492–508. Atena Editora.
- Primo, T. and Loh, S. (2006). Técnicas de recomendação para usuários de bibliotecas digitais. *Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação. Curitiba, PR.*
- Ricci, F., Rokach, L., and Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook*, pages 1–35. Springer.
- Sinha, R. R. and Swearingen, K. (2001). Comparing recommendations made by online systems and friends. In *DELOS*.
- Victor, P., De Cock, M., and Cornelis, C. (2011). Trust and recommendations. In *Recommender systems handbook*, pages 645–675. Springer.
- Ware, M. and Mabe, M. (2015). The stm report. *International Association of Scientific, Technical and Medical Publishers*, page 5.