

## Promovendo Melhorias na Comunicação e Colaboração em uma Plataforma de Gestão de Conhecimento através de Recomendações

Edeilson M. Silva<sup>1</sup> (Bolsista CNPQ), Ricardo A. Costa<sup>1,2</sup>, Mario Godoy Neto<sup>1</sup>, Robson Y. S. Oliveira<sup>1</sup>, , Silvio R. L. Meira<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Centro de Informática – Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)  
Caixa Postal 7851 - Cidade Universitária - 50.670-901 – Recife, PE - Brasil

<sup>2</sup>C.E.S.A.R – Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife  
Rua Bione, 220 - Bairro do Recife - 50.030-390 – Recife, PE - Brasil

{ems5, rac, mgn, ryso, srlm}@cin. ufpe.br  
{ricardo.araujo, silvio}@cesar.org.br

**Resumo.** A presente pesquisa propõe modificações para o a.m.i.g.o.s., uma rede social baseada na web (Web Based Social Network – WBSN). Esta WBSN é usada como ferramenta de comunicação e cooperação dos colaboradores do C.E.S.A.R. – um Instituto de Inovação de Produtos de Software do Recife. Estas modificações estão voltadas para melhorias no sistema automatizado de recomendações do a.m.i.g.o.s. As recomendações possibilitam a filtragem de informações relevantes para cada usuário do sistema. Em consequência disso, a comunicação e a colaboração no C.E.S.A.R. tendem a expressivas melhorias.

**Abstract.** This research proposes modifications for a.m.i.g.o.s., a web based social network (WBSN). The presented WBSN is used as communication and cooperation tool among employees from C.E.S.A.R - a Brazilian Innovative Institute in software products. The research presents the improvement in the recommendation system for a.m.i.g.o.s. in order to create an automated filtering facility to find relevant content to be recommended to users of this system. In consequence, the modifications led to the improvements in communication and cooperation into C.E.S.A.R..

### 1. Introdução

As organizações, com o intuito de aumentar o seu grau de competitividade no mercado, vêm a cada instante buscando mais e mais formas de evoluir sua produtividade e a qualidade de seus produtos desenvolvidos, além da diminuição de custos – que está diretamente relacionado ao aumento do faturamento líquido. Essas características estão diretamente relacionadas à capacidade que as empresas possuem de categorizar as informações produzidas por elas e re-utilizar tais informações de maneira eficiente, eficaz e automatizada.

Diante de tais necessidades, as Redes Sociais Baseadas na Web mostram-se bastante eficientes para proliferar o conhecimento individual e inerente a cada pessoa além de, conforme Staab et al. (2005) afirma, se mostrarem um mecanismo bastante

eficiente para promover uma maior interatividade interpessoal. Esses foram os principais motivos que impulsionaram a organização C.E.S.A.R.<sup>1</sup>, um Instituto de Inovação localizado no Recife/Brasil, a desenvolver e adotar a Rede Social intitulada a.m.i.g.o.s. (Ambiente Multimídia para Integração de Grupos e Organizações Sociais), como principal meio de comunicação entre os colaboradores da empresa.

O presente trabalho tem como objetivo utilizar o conhecimento gerado pelos colaboradores do C.E.S.A.R. para analisar e apresentar um módulo automatizado de recomendações. Estas recomendações tem como foco principal direcionar os usuários para conteúdos/ou pessoas que sejam relevantes para eles, que, segundo Salter & Antonopoulos (2006) é o principal motivo que justifica um sistema de recomendação. O trabalho está organizado da seguinte forma: (seção 2) faz uma breve explanação sobre o referencial teórico de Redes Sociais; (seção 3) aborda conceitos da literatura inerentes à recomendação, além de mostrar o sistema desenvolvido; (seção 4) apresente a Rede Social a.m.i.g.o.s. como estudo de caso; (seção 5) mostra a utilização da a.m.i.g.o.s. no C.E.S.A.R.; e, por fim, (seção 6 e 7) é apresentado, respectivamente, a análise das recomendações para cada etapa na evolução das implementações e as conclusões.

## 2. Redes Sociais

Desde meados da década de 90, as Redes Sociais *Web* têm evoluído de maneira surpreendente no que tange a número e escopo. Em relação ao escopo há WBSN (*Web-Based Social Network*) que vão desde negócios<sup>2</sup> e entretenimento<sup>3</sup>, até Redes Sociais para animais de estimação<sup>4</sup>. Enquanto em termos de números, conforme Staab (2005), estas redes aumentaram seus nós de milhares para milhões. Um nó representa cada pessoa que faz parte da Rede.

Muitos trabalhos, voltados a este contexto – análise de Redes Sociais - foram conduzidos para o âmbito da psicologia, sociologia, comunicação e computação (Barnes, 1972), (Wellman, 1982), (Wasserman, 1994) & Golbeck (2005). Segundo Golbeck (2005), esta área de pesquisa tem sido de grande interesse pelos pesquisadores e são impulsionados, principalmente, pelo esforço em entender os relacionamentos pertinentes a essas redes e as possíveis influências que as pessoas podem exercer umas sobre as outras.

Outro motivo que justifica tal interesse é a forma como essas Redes, segundo Staab et al.(2005), mostram-se bastante eficientes para proliferar o conhecimento individual e inerente a cada pessoa. Isso se deve a forma surpreendente com que os usuários publicam suas informações em Redes Sociais sem nenhum precedente, e quão valiosas esses dados se tornam (Domingos, & Richardson 2001). Tal característica, segundo Mika (2007), oferece sustentação para uma outra área: a descoberta de dados, mais especificamente, a classificação explícita das informações pertinentes a cada pessoa, que tornaria recomendações automatizadas possíveis. Essas recomendações, para Salter & Antonopoulos (2006), consistem em fazer uma filtragem das informações

---

<sup>1</sup> <http://www.cesar.org.br/>

<sup>2</sup> LinkedIn – Available from <http://linkedin.com/>

<sup>3</sup> MySpace.com. – Available from <http://www.myspace.com>

<sup>4</sup> Fuzzster.com – Available from <http://fuzzster.com/>

com o intuito de direcionar os usuários para conteúdos que sejam especificamente relevantes para eles.

O sucesso de WBSN está atraindo muita atenção, fazendo crescer o nível de interesse nesta área, e conseqüentemente, dando uma nova direção para o termo Redes Sociais. Golberck (2005) define alguns critérios fundamentais que caracterizam aplicações de WBSN: (1) deve ser completamente acessível via web – necessitando apenas de um *browser*; (2) usuários devem descrever o status de seu relacionamento com outras pessoas; (3) o sistema deve ter um suporte claro e integrado para seus usuários criarem estas conexões; e (4) os relacionamentos devem ser visíveis e navegáveis.

O uso de redes sociais como um caminho para gestão de conhecimento vem sendo empregado desde o ano de 2001. Neste mesmo ano, Erickson & Kellog (2001) começaram a trabalhar claramente na construção de um ambiente multi-usuário, o qual permitiu a comunicação e colaboração em grupo, onde o conhecimento comunitário pôde ser criado.

Além disso, outras vantagens podem ser mencionadas com a utilização de rede social, tais como: ser um ambiente interativo, geralmente informal e livre para que os usuários possam expressar seus mais variados pensamentos. Tais características podem justificar a forma com que os usuários interagem fielmente entre si em ambientes como esse e, com isso, segundo Staab (2005) & Domingos (2001), estes ambientes passam a reter valiosas informações pertinentes aos seus usuários que, a partir delas, podem desenvolver estratégias de *marketing* a fim de explorar tais informações e, conseqüentemente, tornar as empresas mais competitivas.

### 3. Recomendações

Sistemas de Recomendação, para Salter & Antonopoulos (2006), consistem em fazer filtragens de informações relevantes para os usuários, ou seja, direcionar conteúdos de interesse pessoal para cada usuário, Essas filtragens podem ser de forma Colaborativa, Baseada em Conteúdo ou Híbrida.

Na Filtragem Colaborativa é colocada em questão a similaridade das preferências de um usuário em relação aos demais. Por exemplo, se Bob, Jhon e Mary anteriormente classificaram que gostam do episódio *Phantom* da série *Smallville*; posteriormente *Bob* e *Jhon* classificaram positivamente o episódio *Bizarro*, também de *Smallville*, provavelmente *Mary* também gostará do segundo episódio, considerando a similaridade da classificação anterior. Nesse tipo de filtragem, segundo Breese et al. (1998), Salter & Antonopoulos (2006) & Herlocker et al. (2004), itens que ainda não sofreram nenhuma classificação pelos usuários não podem ser recomendados – esse pode ser considerado um aspecto negativo dessa abordagem e recebe a seguinte classificação, *cold-start problem*.

Na Filtragem Baseada em Conteúdo, a análise de similaridade é feita tendo como base os itens do usuário (Balabanović & Shoham, 1997) e (Salter & Antonopoulos, 2006). Ou seja, considerando o universo filme a análise de similaridade é feita tendo como base as características do conteúdo desses filmes – por exemplo, os atores, diretos e cenários. Se um usuário classifica somente filmes de guerra estrelados por um

pequeno e restrito conjunto de atores, normalmente, a maioria dos Sistemas de Recomendação recomendaria filmes desse gênero, estrelados se somente se, por esse conjunto restrito de atores. Diante disso, tais aplicações nunca recomendariam novos itens que talvez os usuários possam apreciar, pois estes itens estariam fora do habitual universo de escolhas. Este pode ser entendido como um problema desse tipo de abordagem. O SWEEST 1.0, sistema de recomendação apresentado neste artigo (seção 3.1), utiliza Filtragem Baseada em Conteúdo.

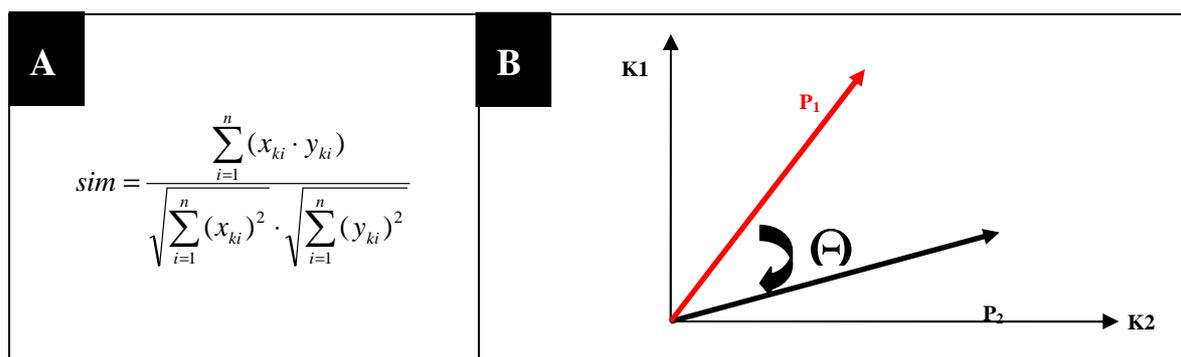
### 3.1 SWEETS 1.0

*SWEETS 1.0* é um pró-ativo sistema automático para Rede Social que recomenda pessoas que possuem conhecimento acerca de um determinado assunto (um especialista) ou conteúdos que podem ser de interesses do usuário. O *SWEETS 1.0* utiliza filtragem baseada em conteúdo para prover as recomendações. Essas recomendações, além de colocar em contato os usuários com conteúdos que podem ser de seus interesses, contribuem, também, na aproximação das pessoas que possuem interesses em comum. Dessa forma, proporcionando efetivas melhorias na comunicação e colaboração entre as pessoas.

À medida que um usuário interage com outros usuários, ou seja, produzindo conhecimento o *SWEETS 1.0* gera um perfil, definido como: *perfil de escrita*. Da mesma forma, os usuários podem ler conteúdos produzidos por outros usuários. Estes conteúdos podem ser qualificados como relevantes ou não, a partir da atribuição de uma nota, que varia entre 1 e 5. Os itens relevantes são aqueles classificados pelos usuários com nota maior ou igual a 4. Estes conteúdos, lidos e qualificados positivamente pelos usuários, geram um segundo perfil, definido como: *perfil de leitura*.

Com o *perfil de escrita* é possível aproximar usuários com especialidades em comum. Enquanto com o *perfil de leitura* é possível aproximar pessoas que detenham conhecimento acerca de conteúdos que o usuário esteja interessado. Em ambas formas de recomendações são realizadas a partir do interesse do usuário, ora por conhecimento escrito, ora por conhecimento lido, assim não é possível que o usuário forneça explicitamente o assunto ao qual deseja encontrar um especialista.

Para representar estes perfis foi utilizado Modelo Algébrico intitulado Modelo Espaço Vetorial. O Modelo Vetorial representa cada termo associado ao usuário, e a frequência que o referido termo ocorre. São considerados os termos mais relevantes (com maior frequência) após a aplicação de *stopword*, ou seja, exclusão de termos não considerados relevantes, como por exemplo, artigos, preposições e interjeições. De acordo com Baeza-Yates (1999) estes pesos permitem o casamento “parcial” entre os perfis dos usuários e são usados para calcular o grau de similaridade entre os perfis. O grau de similaridade varia entre 0 e 1. Este grau está diretamente relacionado a similaridade dos perfis, assim, quanto maior for o grau, maior será esta similaridade. O algoritmo adotado para fazer tal análise de similaridade foi o *co-seno* (Baeza-Yates, 1999) (Figura 1 – parte A)

Figura 1: Algoritmo do *co-seno*

A função do *co-seno* é inversamente relacionada ao ângulo entre os perfis  $p_1$  e  $p_2$ , pois quanto menor é o ângulo entre os perfis, maior o valor *co-seno*, e maior é a similaridade entre os perfis ( $p_1$  e  $p_2$ ) (Figura 1 – parte B) (Baeza-Yates, 1999).

#### 4. Estudo de caso A.M.I.G.O.S.

Acrônimo de Ambiente Multimídia para Integração de Grupos e Organizações Sociais, o a.m.i.g.o.s tem por objetivo prover a infra-estrutura necessária para a criação de redes sociais *web* para os mais diversos fins. Dentre estes fins, pode-se destacar o seu uso para estimular a criação e o compartilhamento do conhecimento pelos seus membros, podendo estes, estarem relacionados a uma organização social.

O a.m.i.g.o.s foi construído com base nas definições de redes sociais na *web* apresentadas na seção 2. Nele é permitida a criação explícita das redes sociais através dos usuários e seus contatos. Cada contato é explicitamente adicionado por cada usuário, mesmo que dentro de uma mesma organização, e este relacionamento é navegável por qualquer outro membro da rede social.

Nas próximas seções são apresentadas algumas das principais funcionalidades com suas características e possíveis usos. Essas funcionalidades principais são aquelas que permitem a construção do conhecimento pertinente cada usuário.

##### 4.1. Perfis

Cada usuário possui um perfil no a.m.i.g.o.s.. Este perfil consiste de um conjunto de dados preenchidos na forma de cadastro, que definem algumas propriedades que caracterizam o usuário, como local de residência, idiomas que possui conhecimento, endereço de e-mail, identificadores de aplicações de mensagem instantânea (*Windows Live Messenger, Skype, Google Talk*, dentre outros), e uma descrição de suas áreas de interesse.

Porém a parte mais relevante do perfil não é preenchida pelo usuário, e sim inferida pelo sistema. Isto inclui o índice de atividade do usuário dentro do ambiente, que é calculado à medida que o mesmo participa de atividades de produção ou consumo do conhecimento existente na rede social; o conjunto de assuntos sobre os quais o usuário possui conhecimento, que foi inferido através da identificação dos termos de maior relevância postados pelo usuário nas diversas atividades realizadas dentro do ambiente; e o conjunto de respostas às perguntas lançadas aos usuários.

Esta abordagem pretende cobrir uma ampla gama de possibilidades de identificação do usuário no sistema, particularmente em termos de práticas emergentes e distribuídas ao longo do tempo.

#### **4.2. Histórias**

Histórias são destinadas ao registro, compilação e apresentação de conhecimentos emergentes entre os participantes da rede. Construído de forma gradual, através de contribuições espontâneas ou induzidas, quaisquer usuários do sistema podem inserir no ambiente suas próprias histórias de sucesso ou dilemas, à medida que as considerem relevantes para o objetivo da rede social.

Cada história pode incluir objetos dos mais diversos tipos (arquivos texto, apresentações, arquivos de áudio, arquivos de vídeo, e até mesmo outras pequenas histórias), de forma que o conhecimento depositado possa ser enriquecido por outros recursos.

Adicionalmente as histórias podem estar associadas a uma ou mais comunidades, o que indica que, apesar do autor ser um usuário em específico, o conhecimento construído encontra-se de alguma forma relacionado a estas comunidades.

Cada usuário do sistema poderá, adicionalmente, atuar como um revisor do conteúdo, avaliando qualitativamente as contribuições disponibilizadas neste ambiente. Esta avaliação pode ser realizada de uma das duas formas: adição de comentários, que contribuam para a evolução da história, criando-se assim uma história mais rica, com mais participantes e novos conhecimentos; e atribuição de uma nota, variando de uma (1) a cinco (5) estrelas, às histórias que lê. A partir disso é possível apresentar esse conhecimento através de um *ranking* que possa indicar quais são as histórias mais relevantes para os membros daquela rede social.

#### **4.3. Comunidades Virtuais**

Comunidades podem ser vistas como agregações de pessoas com objetivos em comum. O a.m.i.g.o.s. oferece suporte à criação e manutenção de comunidades por parte de seus usuários, permitindo a estes convidarem os demais membros de sua lista de contatos a participar das discussões ou atividades a serem realizadas no âmbito da comunidade.

Cada comunidade possui vários mecanismos para a criação e compartilhamento do conhecimento. O principal mecanismo de criação e compartilhamento do conhecimento é o fórum de discussão, em que os membros da comunidade podem iniciar discussões sobre os mais diversos assuntos.

Um segundo mecanismo de compartilhamento do conhecimento é a associação de histórias à comunidade. Esta associação pode ser realizada por qualquer membro da comunidade ao criar uma história no sistema. Caso seja necessário, é possível até mesmo que a história esteja visível apenas aos membros das comunidades relacionadas, utilizando o mecanismo de controle de acesso existente no a.m.i.g.o.s.. Um terceiro mecanismo é a associação de objetos à comunidade, que, assim como as histórias, podem ser associados pelo proprietário do objeto a qualquer uma das comunidades às quais este pertence.

Além disso, uma comunidade pode possuir uma série de outras comunidades relacionadas ou afins, permitindo que comunidades que possuam focos semelhantes ou alguma interseção de interesses possam facilmente navegar entre si.

#### 4.4. Objetos

O a.m.i.g.o.s. permite a adição de conhecimento através do conceito de objetos. Um objeto pode ser visto como qualquer meio eletrônico pelo qual o conhecimento pode estar formalizado, ou que pode ser utilizado para a construção de novos conhecimentos. Desta forma, qualquer arquivo pode ser armazenado e disponibilizado no sistema, como, por exemplo, documentos, artigos, apresentações, planilhas, vídeos, áudios e URLs externas. Os objetos possuem controle básico de versões, a ser definido pelo usuário, e permissões de acesso.

Para permitir uma maior colaboração por parte dos usuários sobre um determinado objeto, os objetos podem receber comentários dos usuários, adicionando a possibilidade do surgimento de diálogos acerca do conhecimento existente em um objeto.

#### 5. A.M.I.G.O.S. no C.E.S.A.R.

Quando o a.m.i.g.o.s foi instalado no C.E.S.A.R. em outubro de 2006, possuía um total de 300 usuários, o que representava cerca de 50% de seus colaboradores. Os resultados de seu uso não se mostraram relevantes até a realização de uma grande reestruturação focada em aspectos de interface. Esta nova versão foi disponibilizada para uso em novembro de 2007. Oito meses após seu segundo *release*, o sistema apresenta um total de 667 usuários cadastrados, o que representa cerca de 95% dos colaboradores da organização. É necessário ressaltar que o cadastro no ambiente não é obrigatório.

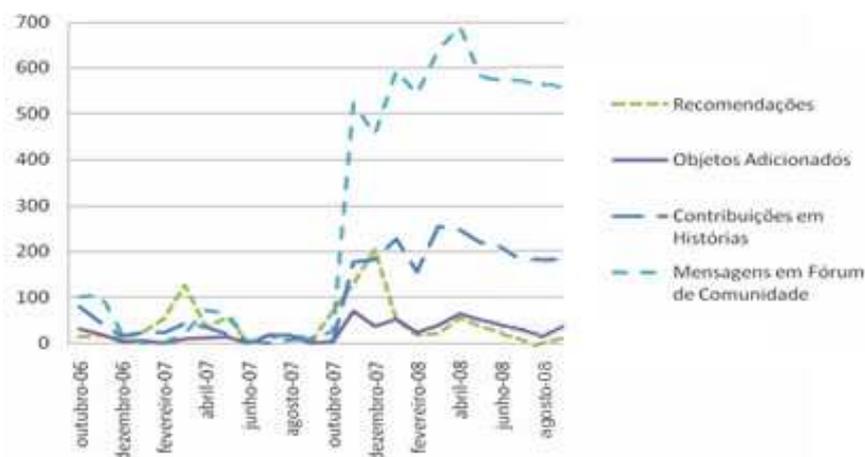


Figura 2. Utilização do mensal do a.m.i.g.o.s.

A Figura 2 apresenta os dados mensais referentes à utilização do a.m.i.g.o.s.. De acordo com estes dados, pode-se identificar que o uso do ambiente é focado em histórias e discussões em fóruns, com alguma atividade relevante em recomendações e objetos adicionados. Estes resultados são esperados, uma vez que o principal objetivo da plataforma é a criação e o compartilhamento do conhecimento pela organização

## 6. Análises das Recomendações no A.M.I.G.O.S.

A análise das recomendações nos a.m.i.g.o.s. passou por três fases, são elas: (fase 1) recomendações de conteúdos similares tendo como base as informações que os usuários costumam postar/escrever em comunidades, histórias e objetos (documentos ou sites); (fase 2) recomendações de conhecimento similares tendo como base conteúdos lidos pelo usuário; e (fase 3) recomendações de usuários relevantes (*expert*).

Após a implantação e experimento da primeira etapa da implementação, foi realizada uma pesquisa qualitativa entre os usuários (funcionários do instituto C.E.S.A.R.) do a.m.i.g.o.s.. Os resultados não foram tão satisfatórios, pois 81,4% dos funcionários, dentre os 70% que receberam recomendações, demonstraram-se insatisfeitos com as recomendações, pois frequentemente eram recomendados itens que os usuários já possuíam conhecimento/experiência. Conforme mencionado, somente 70% dos usuários receberam recomendações, talvez os demais não alimentaram o a.m.i.g.o.s. o suficiente ao ponto do agente recomendador perceber informações similares na aplicação que possam interessar-lhes.

Diante do problema encontrado na primeira fase, as recomendações foram evoluídas para uma segunda fase, que tem o objetivo de recomendar itens em que os usuários liam e achavam interessante.

Após esta evolução, foi realizada uma nova análise qualitativa na tentativa de verificar se as recomendações, atuando desta forma trariam mais resultados significantes aos usuários. A melhoria foi evidente, de acordo com 79,5% dos usuários, pois, desse modo, as recomendações passaram a conter novidades em seus resultados, diferente do que acontecia na primeira fase.

Durante a análise qualitativa junto aos usuários, surgiu um importante questionamento que colocava em evidência que alguns casos específicos o usuário que detém o conhecimento (que gerou o conhecimento) pode ser mais interessante que o próprio conteúdo gerado. Esse foi o ponto de partida que motivou a evolução da à terceira fase, em que o objetivo era verificar o que era mais relevante ao perfil dos conteúdos lidos pelos usuários: o conteúdo em si ou o autor do conteúdo. Caso o autor do item seja mais relevante ele próprio (*expert*) é recomendado, caso o contrário, é recomendado somente o conteúdo criado pelo autor.

Esta última etapa foi fundamental, pois o índice de aceitação das recomendações feitas aos usuários aumentou consideravelmente para 82,3%. A evolução da eficiência das recomendações só foi possível devido o constante *feedback* dos usuários.

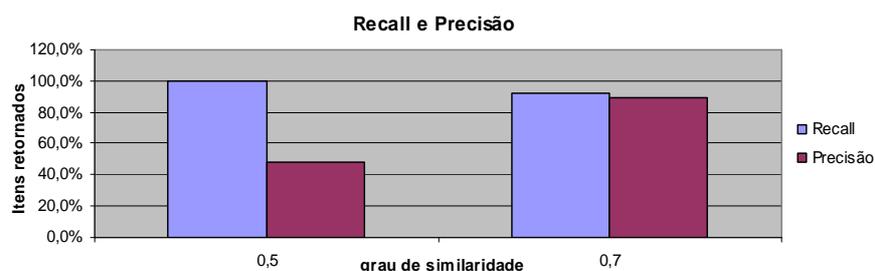


Figura 3. Sumário da análise de eficiência das recomendações

Para essa análise foram usadas as métricas: *recall* e *precision*, que, segundo Runeson (2007), são as métricas mais importantes de avaliar sistemas de recuperação de informação. *Recall*, de forma geral, pode ser entendida como a porcentagem de itens relevantes retornados pela busca, sendo considerado para esta análise a quantidade total de itens relevantes da base de dados; enquanto *precision* é a porcentagem de itens relevantes dos itens retornados pela consulta.

## 7. Conclusão

As organizações, com o objetivo de se tornarem mais competitivas, buscam incessantemente formas de acelerar o processo de desenvolvimento, além de melhorar a qualidade do produto desenvolvido. Um caminho para tornar isso possível é a capacidade que a empresa tem de explorar o conhecimento individual inerente a cada colaborador.

Este trabalho apresentou o sistema de recomendação *SWEEST* e a sua implantação em uma plataforma de Gestão de Conhecimento a.m.i.g.o.s., utilizada no C.E.S.A.R.. O *SWEEST* tem como principal objetivo analisar as informações produzidas individualmente por cada colaborador, para direcionar conteúdos de interesses dos colaboradores de maneira automatizada – caracterizando, assim, como um sistema de recomendação.

Essas recomendações são feitas usando o conteúdo dos itens que os usuários leram e gostaram. Essa é uma característica importante, pois são recomendados conteúdos dos quais os usuários, normalmente, não são especialistas, porém, se interessam por eles. Diferente do que acontecia quando as recomendações eram realizadas analisando as informações postadas por esses usuários – tal característica limitava as recomendações a um universo fechado. Além disso, uma outra importante e fundamental vantagem é a capacidade que o sistema *SWEEST* tem de verificar o que é mais relevante a ser recomendado: o conteúdo do item ou a pessoa que gerou tal conteúdo (pessoa especialista).

A implantação do *SWEEST* no a.m.i.g.o.s., após alguns meses em uso no C.E.S.A.R., proporcionou uma maior colaboração entre os membros da organização, trazendo benefícios importantes, pois pôde ser notada uma sutil melhoria (em torno de 10 a 20%) no nível de produção dos colaboradores - essa informação foi obtida através de uma pesquisa junto a alguns gerentes de projeto. Provavelmente a melhoria foi sutil, pois o *SWEEST* em sua versão atual recomenda, se e somente se, pessoas com interesses em comum, seja através do seu conhecimento produzido (escrita), seja através do conhecimento adquirido (leitura) e, com isso, não oferece liberdade ao usuário para pesquisar especialistas de forma explícita.

O *SWEEST* utiliza filtragem baseada em conteúdo, diante disso, uma melhoria possível nesse mecanismo de recomendações seria a adição de uma camada semântica. Assim, as recomendações poderão ser mais eficientes, pois os itens recomendados estarão dentro de um dado contexto. Como as informações trocadas no a.m.i.g.o.s são pertencentes a vários domínios (e.g. Web Semântica e Processos de Software), pretende-se desenvolver um mecanismo para extração de ontologia, assim como Mika (2007), usando os recursos oferecidos por *folksonomia* (*from*, povo e taxonomia, classificação),

um neologismo para uma prática de categorização colaborativa usando palavras-chaves (*tags*) livres.

## Referências

- AM.I.G.O.S. versão t.r.e.c.o. – Disponível em: <http://treco.cesar.org.br/>
- Baeza-Yates, R., and Ribeiro-Neto, B., 1999. *Modern Information Retrieval*. ACM Press, New York, USA.
- Balabanović, M. and Shoham, Y.: Fab, 1997. Content-Based, Collaborative Recommendation, *Comm. ACM*, Vol. 40, No. 3, New York, USA, pp 66–72.
- Barnes, J. A., 1972. Social networks. *Addison-Wesley Module in Anthropology*, Reading, v.26, p.1-29. [tah faltando a cidade e país]
- Breese, J. S., et al., 1998. Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering, In *Proceedings 14th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufman, pp. 43–52.
- Domingos, P. and Richardson, M., 2001. Mining the network value of customers. In *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, ACM Press, New York, USA. pp. 57-66.
- Erickson, T. and Kellogg, W. A., 2001. *Knowledge Communities: Online Environments for Supporting Knowledge Management and its Social Context. Beyond Knowledge Management: Sharing Expertise*, MIT Press. Cambridge, England.
- Golbeck, J. A., 2005. *Computing And Applying Trust In Web-Based Social Networks*. Ph.D. Thesis, University of Maryland, College Park, MD, USA.
- Golbeck, J. A., 2008. *Trust in Web-based Social Networks: A Project in Social AI*, 2008. Online (accessed in 3/18//2008) Available from <http://trust.mindswap.org/cgi-bin/relationshipTable.cgi>
- Herlocker, J. L., et al., 2004. Evaluation Collaborative Filtering Recommender Systems, *ACM Trans. Information Systems*, Vol. 22, No. 1, New York, USA, pp 5–53.
- Mika, P., 2007. Ontologies are us: A unified model of social networks and semantics. *Journal of Web Semantics*. Vol. 5, No. 1, pp 5-15.
- Runeson, P., et al. 2007. Detection of Duplicate Defect Reports Using Natural Language Processing. *29th International Conference on Software Engineering (ICSE'07)*, Minneapolis, USA, pp, 499-510.
- Salter, J. and Antonopoulos, N., 2006. CinemaScreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering. *IEEE Intelligent Systems*. Guildford, UK, Vol. 21. pp. 35-41.
- Staab, S., et al., 2005. *Social Networks Applied*. IEEE Intelligent Systems, Piscataway, NJ, USA, v. 20, pp. 80-93.
- Wasserman, S. and Faust, K., 1994 *Social Network Analysis: methods and applications*. Cambridge University Press, Cambridge, England..

Wellman, B. 1982. Studying personal communities. In P. Marsden and Lin, N. (Eds.)  
Social structure and network. analysis. Beverly Hills, USA.