

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Um Modelo para o Direcionamento de Perguntas no Contexto de Redes Sociais

Cleyton Caetano de Souza

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em
Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande –
Campus I como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau
de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Linha de Pesquisa: Modelos Computacionais e Cognitivos

Evandro de Barros Costa
Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo

(Orientadores)

Campina Grande, Paraíba, Brasil.

©Cleyton Caetano de Souza, 25/02/2013.



FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFPG

S719m Souza, Cleyton Caetano de.
Um modelo para o direcionamento de perguntas no contexto de redes sociais / Cleyton Caetano de Souza. - 2013.
82 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) Universidade Federal de Campina Grande. Centro de Engenharia Elétrica e Informática.

"Orientação: Prof. Dr. Evandro de Barros Costa, Profa. Dra. Joseana Macêdo Fachine Régis de Araújo. "

Referências.

1. Redes Sociais. 2. Modelos Computacionais e Cognitivos. 3. Direcionamento de Perguntas - Redes Sociais. I. Costa, Evandro de Barros. II. Araújo, Joseana Macêdo Fachine Régis de. III. Título.

CDU 004.77(043)

"UMA POLÍTICA PARA O DIRECIONAMENTO DE PERGUNTAS NO CONTEXTO DE REDES SOCIAIS "

CLEYTON CAETANO DE SOUZA

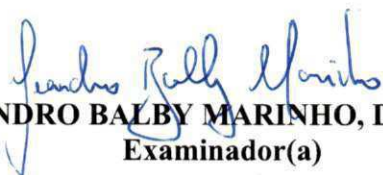
DISSERTAÇÃO APROVADA EM 25/02/2013



**EVANDRO DE BARROS COSTA, D.Sc, UFAL
Orientador(a)**



**JOSEANA MACÊDO FECHINE RÉGIS DE ARAÚJO, D.Sc, UFCG
Orientador(a)**



**LEANDRO BALBY MARINHO, Dr., UFCG
Examinador(a)**

**FREDERICO LUIZ GONCALVES DE FREITAS, Dr., UFPE
Examinador(a)**

CAMPINA GRANDE - PB

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE INFORMÁTICA - CIN

Endereçado ao

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE,**

Eu, **FREDERICO LUIZ GONÇALVES DE FREITAS**, certifico ter participado da *Banca de Defesa de Mestrado* do aluno **CLEYTON CAETANO DE SOUZA** (MATRÍCULA 0111015808-15M), orientado pelos professores **EVANDRO DE BARROS COSTA** e **JOSEANA MACÊDO FECHINE RÉGIS DE ARAÚJO**, ocorrida no dia *25 de fevereiro de 2013*, às *16h00min*. Dessa forma, a quem interessar, meu parecer para o referido aluno é **APROVADO**.



Prof. Dr. FREDERICO LUIZ GONÇALVES DE FREITAS

27 de fevereiro de 2013, Recife-Pernambuco.

Resumo

As Ferramentas de Busca nem sempre são o meio mais eficiente para obtenção de informação *online*. Alguns tipos de necessidades por informação são reconhecidamente mais bem resolvidos por pessoas. Uma alternativa para esses tipos de problema é a consulta social, que consiste na prática de compartilhar um problema, na forma de uma pergunta, com os contatos das Redes Sociais e aguardar respostas. Entretanto, uma pergunta pública pode não ser a estratégia mais eficiente para obter uma resposta correta rapidamente. Devido às características do funcionamento de Redes Sociais como Twitter e Facebook, direcionar a pergunta para um indivíduo específico torna a consulta social mais eficiente, pois praticamente garante que o outro indivíduo verá a pergunta, entretanto identificar esse indivíduo como mais apto a prover rapidamente a resposta correta pode não ser trivial. Neste trabalho, é proposto um Modelo para o Direcionamento de Perguntas no Contexto de Redes Sociais, que utiliza uma técnica de recomendação cujo objetivo é caracterizar a capacidade dos contatos do autor da pergunta de respondê-la de forma correta e rápida. Um dos diferenciais deste trabalho é o fato dessa recomendação ser considerada um problema de Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios. O modelo é proposto para o contexto do Twitter, uma das Redes Sociais mais populares atualmente, na qual a maior parte das perguntas publicadas não é respondida. Para validar o modelo proposto, foi planejado um experimento, a partir do qual foi avaliada a capacidade do modelo de prever a relevância (no sentido de utilidade e agilidade) de respostas dadas por usuários no Twitter. Foram obtidos resultados promissores, dentre os quais se destaca o fato de que em mais de 60% dos 160 casos o modelo foi capaz de prever o ordenamento exato de relevância.

Abstract

Search Engines are not always the most efficient way to get information online. Some types of information needs are better solved by people. An alternative to these types of problem is the social query, which is the practice of sharing a problem, in the form of a question, with the contacts of Social Networks and waiting for answers. However, a public query may not be the most efficient strategy to get a correct answer quickly. Due to the characteristics of the Social Networks like Twitter and Facebook, directing the question to a specific user apparently makes the process more efficient because guarantees the other individual will see the question, however identify someone as better able to quickly provide the correct answer is not always trivial. In this paper, it is proposed a Model for Query Routing in the Context of Social Networks, a recommendation technique that aims to characterize the ability of the contacts of the questioner to answer his question correctly and quickly. One differential of this work is that recommendation is considered a problem of Decision Making with Multiple Criteria. In addition, the model is proposed for the context of Twitter, one of most popular social networks and where most of the questions published is not answered. To validate the proposal was designed an experiment where we evaluated its ability to predict the relevance (in the sense of utility and agility of response) of the answers given by users on Twitter. Among the promising results, we highlight, statistically, the model was able to predict the exact rankings of relevance in more than 60% of the 160 cases.

Agradecimentos

Agradecer talvez seja uma das coisas mais difíceis de serem feitas. Talvez, porque as vezes inventamos desculpas para agradecer a algumas pessoas e esquecemos de agradecer outras que realmente nos ajudaram.

De toda forma, gostaria de começar a agradecendo a Deus por reger minha vida e permitir que eu alcançasse tantas graças.

Agradeço também aos meus pais, Ana e João, que sempre se esforçaram para me garantir uma educação de qualidade e para que nada me faltasse. Com certeza devo tudo isso a eles também.

Agradeço ao meu irmão, Cleydson, pelo seu apoio as minhas decisões e companheirismo.

Agradeço também aos meus amigos fora da esfera acadêmica, em especial ao Ramon e ao Bruno, pois foram eles que me incentivaram a fazer Computação e nada disso teria acontecido se não fosse por eles. Agradeço também aos meus amigos do basquete, que proporcionaram momentos de descontração durante esse tempo trabalhoso e corrido que é o Mestrado, em especial ao Hélio, não só pelas caronas, mas também pelas conversas e pelo seu exemplo como mestrando em Geografia.

Agradeço aos meus orientadores, Evandro e Joseana, por sua paciência comigo, pelas discussões nos laboratórios e em suas salas, por acreditar no projeto, pelos elogios e também pelos puxões de orelha, que foram poucos, mas existiram.

Agradeço ao pessoal do laboratório por ouvir as atualizações sobre a pesquisa, mesmo que isso não tivesse interesse direto para a pesquisa deles, muitos dos seus comentários foram importantes e influenciaram na escrita desse documento. Em especial, nesse grupo, agradeço ao Jonathas que desde o começo do Mestrado foi uma grande parceiro e irmão, ajudou no desenvolvimento da pesquisa, ouviu todas as besteiras que eu falava com atenção e sempre esteve disponível para conversar sobre qualquer coisa, além de abrir sua casa para mim em Maceió e Arapiraca.

Agradeço também aos professores Jacques e Raquel pela formação como cientista, pois não me canso de elogiar as disciplinas de Fundamentos de Pesquisa por eles lecionadas.

Finalmente, agradeço aos professores membros da banca examinadora da proposta de Mestrado, Leandro, Eustáquio e Seiji, pelos comentários valorosos que culminaram nesse documento final, e aos membros da banca examinadora do Mestrado, pela sua disposição e disponibilidade em participar.

Conteúdo

1. Introdução	1
1.1. Contextualização e Motivação.....	1
1.2. Caracterização do Problema	3
1.2.1. Problema de Negócio.....	3
1.2.2. Problema Técnico	3
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo Geral	4
1.3.2. Objetivos Específicos	4
1.4. Resultados Obtidos	4
1.5. Estrutura do Documento.....	4
2. Trabalhos Relacionados	6
2.1. Ato de Procurar Informação na Web	6
2.2. Sobre o Ato de Publicar Perguntas na Web.....	7
2.3. Recomendação de Especialistas.....	8
2.3.1. Roteamento de Perguntas.....	10
2.4. Análise Comparativa entre Trabalhos Relacionados	13
2.5. O Diferencial da Proposta	15
3. Fundamentação Teórica	17
3.1. Redes Sociais Online	17
3.1.1. Sites de Perguntas e Respostas.....	19
3.2. Sistemas de Recomendação.....	20
3.2.1. Sistemas de Recomendação de Especialistas	22
3.3. Métodos para Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios	23
4. O Twitter	25

5.	Modelo para o Roteamento de Perguntas Proposto	29
5.1.	A Rede Social	29
5.2.	Formalização do Problema	30
5.3.	Conhecimento	31
5.4.	Confiança	33
5.5.	Atividade	34
5.6.	Ranqueando os Candidatos: Modelo de Produto com Pesos	35
5.7.	Algoritmo para o Roteamento de Perguntas	37
6.	Validação do Modelo.....	40
6.1.	Materiais e Métodos.....	40
6.1.1.	Características dos Dados	42
6.1.2.	Escala de Relevância	45
6.1.3.	As Métricas.....	47
6.2.	O Modelo é Capaz de Predizer o Ranqueamento Ideal?	48
6.3.	O Modelo Produz Ranques com mais Eficiência que um Algoritmo para o Ranqueamento Randômico?	52
6.4.	Usar os Critérios Combinados é mais Eficiente que Utilizar os Critérios Separadamente?.....	54
6.5.	Ameaças à Validade.....	56
7.	Considerações Finais	59
7.1.	Contribuições.....	60
7.2.	Sugestões para Trabalhos Futuros	60
	Bibliografia	61
	Apêndice A – Artigo Publicado no ICWI 2011	68
	Apêndice B – Artigo Publicado no ICCSA 2012	69
	Anexo A – Testes Estatísticos Utilizados	70

Lista de Símbolos

CQA – *Community Question and Answering Sites*

SRE – *Sistema de Recomendação de Especialistas*

RI – *Recuperação de Informação*

GC – *Gestão do Conhecimento*

PLN – *Processamento de Linguagem Natural*

SRP – *Sistemas de Recomendação de Perguntas*

TDMC – *Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios*

WPM – *Weight Product Model*

SR – *Sistemas de Recomendação*

nDCG – *Normalized Discounted Cumulative Gain*

SRCC – *Spearman's Rank Correlation Coefficient*

DCG – *Discounted Cumulative Gain*

Lista de Figuras

Figura 1: Usuário tuitando uma pergunta.	26
Figura 2: Usuário tuitando uma pergunta direcionada a alguém.....	27
Figura 3: Usando o Modelo para o Roteamento de Perguntas para tuitar uma pergunta.	28
Figura 4: Comparação entre Solução Proposta e Algoritmo Para Geração de Ranques Aleatórios.....	53
Figura 5: Comparação entre nossa proposta e o uso dos critérios individualmente.	55

Lista de Quadros

Quadro 1: Comparação entre os Trabalhos Relacionados.	13
Quadro 2: Exemplo da Matriz $ Followers_u \times Followers_u $	36
Quadro 3: Exemplo da Matriz $ Followers_u \times Followers_u $ Preenchida.	37
Quadro 4: Exemplo da pontuação dos Usuários.	37
Quadro 5: Comparação utilizando o teste Wilcoxon Signed Rank.	56

Lista de Tabelas

Tabela 1: Características da Amostra de Perguntas – Parte 1.....	44
Tabela 2: Características da Amostra de Perguntas – Parte 2.....	45
Tabela 3: Média de nDCG por Tipo de Pergunta.....	49
Tabela 4: Média de nDCG por Assunto da Pergunta.	49
Tabela 5: Média de nDCG por Quantidade de Respondedores.	50

Lista de Códigos Fonte

Código Fonte 1: Algoritmo para o Roteamento de Perguntas.	38
--	----

Capítulo 1

1. Introdução

Nesta seção são descritas as Motivações e Objetivos que conduziram essa pesquisa, além de apresentar alguns dos Resultados alcançados.

1.1. Contextualização e Motivação

A Web se tornou parte importante da sociedade moderna e foi responsável pelo surgimento de novas formas de se relacionar e compartilhar informação (LIMA JUNIOR, BRANCO e BARBOSA, 2009). A Web pode ser facilmente considerada um grande repositório de informação. Essa informação é disponibilizada em diversos formatos e é publicada por diferentes tipos de pessoas, com objetivos distintos. A possibilidade de publicar e encontrar informação *online* são as características fundamentais que mais contribuíram para o crescimento da Web (BAEZA-YATES e RIBIERO-NETO, 1999).

Atualmente, entre as aplicações mais populares na Web figuram as Redes Sociais virtuais: ambientes virtuais propícios às interações sociais onde pessoas com características em comum se encontram e discutem assuntos de interesse mútuo. O Facebook¹, por exemplo, é um dos sites mais acessados do mundo (MUI e WHORISKEY, 2010). Nos últimos anos, houve uma popularização de todas essas aplicações, e, juntamente, com essa popularização, surgiram novas formas de uso para esses ambientes, entre os quais se destaca uma nova forma de encontrar informação *online*: a consulta social ou pergunta social (*social query*, em inglês), que consiste em publicar uma pergunta em alguma Rede Social e aguardar respostas dos contatos (MORRIS, TEEVAN e PANOVIK, 2010a). Uma das características deste processo é a intimidade existente entre o questionador e o detentor do conhecimento, pois eles se encontram conectados de alguma forma dentro da Rede Social.

¹ <http://facebook.com>

As Ferramentas de Busca como o Google² e o Yahoo³ são a estratégia mais popular para se encontrar informação na Web (FALLOWS, 2008). Entretanto, essas Ferramentas de Busca possuem limitações bem conhecidas relacionadas a alguns tipos de necessidade de informação como, por exemplo, solicitação de opinião (ex. “*Qual é o melhor produto A ou B?*”), indicação social (ex. “*Alguém conhece um bom advogado?*”) ou nos casos em que há muita contextualização, sendo a pergunta expressa por longas sentenças interrogativas (ex. “*Onde posso levar o André, meu filho adolescente, em uma tarde de segunda-feira na cidade de João Pessoa?*”). Nesses casos, a consulta social é mais indicada (HOROWITZ e KAMVAR, 2010) e apoiada na popularidade das Redes Sociais virtuais apresenta-se como uma alternativa eficiente para obter respostas *online* (HOROWITZ e KAMVAR, 2010).

O método convencional para realizar uma consulta social consiste em fazer uma pergunta pública (visível a todos os contatos da Rede Social). Entretanto, essa não é, possivelmente, a estratégia mais eficiente para se encontrar uma boa resposta rapidamente. Após postar uma pergunta visível a todos, é possível receber diversas respostas, inclusive erradas. E se esse número for muito elevado, encontrar a melhor resposta e resolver a necessidade de informação pode ser uma tarefa árdua. Além disso, é possível continuar a receber respostas quando não há mais necessidade ou nunca chegar a receber alguma resposta, pois os possíveis respondedores não viram a pergunta ou não se sentiram obrigados a respondê-la (HOROWITZ e KAMVAR, 2010).

Uma das soluções para esses problemas é direcionar a pergunta para algum indivíduo (BARNEJEE e BASU, 2000), esse processo é denominado roteamento de perguntas (*query routing*, em inglês). As Redes Sociais utilizam um sistema de notificações, que alerta um usuário quando este recebe uma mensagem. Algumas dessas Redes, a exemplo do Twitter⁴, possuem também um sistema de filtragem, o qual permite ao usuário filtrar as menções ao seu perfil. Dessa forma, ao direcionar uma

² <http://google.com>

³ <http://yahoo.com>

⁴ <http://twitter.com>

pergunta para um indivíduo, aumenta-se as chances dessa pergunta ser visualizada, mas ainda assim não haverá garantias de que a mensagem será respondida nem sobre a qualidade da resposta.

A qualidade da resposta depende da pessoa para quem a pergunta será direcionada. Decidir para quem direcionar a pergunta não é uma tarefa trivial. Ao se escolher o indivíduo errado, pode-se passar muito tempo até obter uma resposta, pode-se obter uma resposta errada ou a pessoa pode, simplesmente, ignorar a pergunta (SMIRNOVA e BALOG, 2011; SOUZA *et al.*, 2012). Dessa forma, o problema técnico a ser tratado nesta pesquisa consiste em identificar na Rede Social do questionador o indivíduo mais apto a responder a pergunta de forma correta e em tempo hábil e direcionar esta apenas ao referido indivíduo. Nesse sentido, é proposta neste trabalho um Modelo para o Direcionamento de Perguntas, o qual consiste em uma técnica de recomendação que identifica esse indivíduo. O contexto escolhido para avaliar a técnica foi o Twitter. Além de ser uma das Redes Sociais mais populares da atualidade, segundo Paul, Hong e Chi (2011), a maior parte das perguntas publicadas no Twitter não recebe resposta.

1.2. Caracterização do Problema

O Problema de Negócio corresponde ao problema que foi identificado no público que se beneficiará da solução. O Problema Técnico corresponde ao que deve ser feito para se resolver o Problema de Negócio.

1.2.1. Problema de Negócio

Decidir para quem direcionar a pergunta não é uma tarefa trivial. Ao escolher o indivíduo errado, pode-se passar muito tempo até obter uma resposta, pode-se obter uma resposta errada ou a pessoa pode, simplesmente, ignorar a pergunta.

1.2.2. Problema Técnico

Identificar o indivíduo (ou um grupo menor de indivíduos) na Rede Social do questionador que é mais apto a responder a pergunta de forma correta e em tempo hábil e direcionar esta apenas ao referido indivíduo (ou indivíduos).

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é propor e validar um Modelo para o Direcionamento de Perguntas que possa ser aplicada a diferentes domínios de Redes Sociais. Ao final do trabalho, espera-se identificar uma técnica confiável que ofereça recomendações de especialistas para os usuários que compartilham perguntas em Redes Sociais.

1.3.2. Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são delineados nesta seção. (i) Realizar uma revisão bibliográfica sobre técnicas de detecção de especialistas aplicadas ao contexto dos Sites de Perguntas e Respostas (*Community Question and Answering Sites – CQA*, em inglês) e das Redes Sociais; (ii) Elaborar um modelo para a identificação de especialistas em Redes Sociais; (iii) Planejar um processo experimental para validar o Modelo para o Direcionamento de Perguntas proposta; (iv) Avaliar os resultados do projeto experimental.

1.4. Resultados Obtidos

A característica principal da técnica proposta é a utilização de um Método de Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios para ranquear os candidatos a especialista. Para validar a proposta deste trabalho foi planejado um experimento a partir do qual se avaliou a capacidade do Modelo para o Direcionamento de prever a qualidade de respostas dadas a perguntas que foram publicadas no Twitter. Nesse sentido, destacam-se dois resultados principais: (i) em mais de 60% dos casos analisados o modelo predisse de forma exata a relevância dos respondedores e (ii) o uso do Método de Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios mostrou-se mais eficaz que o uso de critérios individualmente.

1.5. Estrutura do Documento

Este documento está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 são descritos temas pertinentes à pesquisa, bem como os principais Trabalhos Relacionados encontrados; no Capítulo 3 é apresentada a Fundamentação Teórica, espaço reservado para definição dos conceitos relacionados ao tema da pesquisa; no Capítulo 4 é realizada uma

descrição do Twitter e dos motivos que levaram a sua escolha como contexto dessa pesquisa; no Capítulo 4 é apresentado o Modelo para o Roteamento de Perguntas; no Capítulo 5 são apresentados os detalhes sobre validação do Modelo, os resultados obtidos e as limitações das conclusões; e, finalmente, no Capítulo 6 são apresentadas as conclusões finais sobre o trabalho.

Capítulo 2

2. Trabalhos Relacionados

Este capítulo está dividido em cinco partes. Na primeira seção (2.1) são apresentados trabalhos sobre a busca de informação na Web. Na segunda seção (2.2) são apresentadas pesquisas que tratam sobre o ato de publicar perguntas na Web. Na terceira seção (2.3) são apresentadas pesquisas sobre Sistemas de Recomendação de Especialistas (SRE) que utilizam múltiplos critérios e as que tratam especificamente sobre o direcionamento de perguntas, seja em Redes Sociais ou em CQA. Na quarta seção (2.4) é apresentado um quadro comparativo entre os trabalhos relacionados. Finalmente, na quinta seção (2.5) são apresentadas as principais diferenças entre os trabalhos relacionados e a pesquisa desenvolvida.

2.1. Ato de Procurar Informação na Web

As Ferramentas de Busca como o Google ou o Yahoo são a estratégia mais popular para encontrar informação na Web (FALLOWS, 2008), mas essas ferramentas possuem limitações bem conhecidas. Além de apresentarem dificuldades em determinar a relevância dos documentos para o usuário (personalização de resultados), essas ferramentas deixam de indexar parte do conteúdo presente na Web (MISLOVE, GUMMADI e DRUSCHEL, 2006). Além disso, as Ferramentas de Busca atuais não conseguem lidar bem com consultas que refletem a intenção do usuário para executar determinada ação (BRODER, 2002), nem com consultas muito contextualizadas⁵ ou que requerem, geralmente, interação com outras pessoas, como, por exemplo, a necessidade de uma recomendação ou opinião (MORRIS, TEEVAN e PANOVICH, 2010b). *“Haverá algum show em João Pessoa no primeiro fim de semana de março de*

⁵ Consultas, geralmente, descritas por longas sentenças interrogativas e com muita informação que restringem o espaço de soluções.

2013 cujo ingresso custe menos de 50 reais e com censura menor que 12 anos?”, *“Alguém me ensina a tocar violão?”*, *“Alguém me indica um bom advogado?”*, *“Será que devo contratar a internet banda larga na Operadora X?”*, *“Saindo com o irmãozinho amanhã. Aceito sugestões de para onde leva-lo.”* e *“Haverá prova de cálculo amanhã?”* são alguns exemplos dessas necessidades de informação que não são bem resolvidas por Ferramentas de Busca.

Algumas dessas limitações podem ser resolvidas combinando-se os artefatos sociais, a informação presente nas Redes Sociais, com os algoritmos de busca utilizados na Web. Nesse sentido, há pesquisas que apontam essa combinação como a principal característica da nova geração de Ferramentas de Busca (MORRIS, TEEVAN e PANOVIK, 2010b; DIEHL, MONTEMAYOR e PEKALA, 2009). Esses estudos destacam a importância dos artefatos sociais e das próprias Redes Sociais no processo de busca na Web.

Em todo caso, mesmo a nova geração de Ferramentas de Busca não conseguirá lidar com todos os tipos de problemas. Algumas necessidades de informação são reconhecidamente mais bem resolvidas por pessoas como, por exemplo, questões muito pessoais e requisição de recomendações, opiniões ou indicação social (HOROWITZ e KAMVAR, 2010).

2.2. Sobre o Ato de Publicar Perguntas na Web

Uma alternativa para encontrar informação na Web são os CQA como Quora⁶ e o Yahoo! Answers⁷, comunidades virtuais onde usuários publicam e voluntariamente respondem perguntas. Após publicar a pergunta, o usuário (questionador) aguarda por respostas de outros usuários (respondedores), normalmente desconhecidos. Entretanto, atualmente, os CQA vêm perdendo espaço, pois as pessoas estão preferindo fazer perguntas a seus amigos mais próximos em Redes Sociais do que aos desconhecidos nos CQA (SARDA *et al.*, 2008).

O ato de compartilhar perguntas com os contatos da Rede Social é denominado

⁶ <http://www.quora.com>

⁷ <http://answers.yahoo.com>

consulta social ou pergunta social (BANERJEE e BASU, 2000; MORRIS, TEEVAN e PANOVIK, 2010a). Apoiada no aumento da popularidade das Redes Sociais, a consulta social se apresenta como uma alternativa viável para obter respostas *online*. Em relação à ação explícita de publicar uma pergunta em Redes Sociais, Morris, Teevan e Panovich (2010b) apresentam dados estatísticos importantes que comprovam a viabilidade do método. Em seu estudo de caso, realizado com 624 funcionários da Microsoft, 93,5% dos usuários receberam respostas para suas perguntas, após publicá-las. Essas respostas, em 90,1% dos casos, foram fornecidas em até um dia (24 horas). Paul, Hong e Chi (2011) conduziram um estudo semelhante utilizando apenas usuários do Twitter, eles concluíram que, especificamente nesse contexto, somente uma pequena parcela das perguntas recebe respostas (18,7%) e que o fato de receber ou não uma resposta está intrinsecamente relacionado à quantidade de seguidores do questionador. Entretanto, perguntas postadas no Twitter, normalmente, são respondidas rapidamente; em seu estudo, 67% das respostas foram recebidas em 30 minutos e 95% em até 10 horas. Esses resultados se devem, principalmente, às características do Twitter: quando um usuário publica uma pergunta para todos os seguidores, somente alguns a visualizarão e um número ainda menor irá responder. Isso se deve às características da linha do tempo (*timeline effect*, em inglês), que prioriza a visualização das mensagens mais recentes (SOUZA *et al.*, 2012). Assim, usuários com mais seguidores têm maior probabilidade de receber respostas, pois há uma visualização de suas mensagens por um número maior de pessoas. E, com relação ao tempo de resposta reduzido, isso se deve à natureza de tempo real que é uma das características do microblog.

De toda forma, esses resultados poderiam ser melhorados aplicando o roteamento de perguntas: identificando um especialista sobre o assunto da pergunta e direcionando a pergunta a ele, a resposta poderia vir mais rapidamente e com maior qualidade. Horowitz e Kamvar (2010) estabelecem uma correlação entre a pergunta social e o paradigma da vila: quando um indivíduo em uma vila procura por informação, antes de consultar as bibliotecas, ele recorre às pessoas mais inteligentes que conhece.

2.3. Recomendação de Especialistas

A busca por especialistas é um problema clássico, que tem origem na Gestão do

Conhecimento (GC). Na verdade, a proposta deste trabalho pode ser tratada como um SRE. Entretanto, normalmente, a Recomendação de Especialistas envolve um contexto global de candidatos, enquanto que a proposta deste trabalho lida com a identificação de especialistas em um subconjunto de todos os usuários da Rede Social (o conjunto de contatos do questionador) e, dessa forma, as condições em que um indivíduo é considerado um especialista variam em cada caso, devido ao contexto que está sendo analisado. Em outras palavras, a Recomendação de Especialista proposta neste trabalho é personalizada. Além disso, normalmente, a Recomendação de Especialistas envolve descobrir quem detém o conhecimento sobre um dado tópico, enquanto a técnica de Roteamento de Perguntas proposta envolve diversos critérios (conforme será detalhado posteriormente neste documento), sendo o conhecimento um deles, ou seja, além de personalizada, a Recomendação de Especialistas, proposta neste trabalho, utiliza multicritérios.

Fu *et al.* (2007) propõem um algoritmo para Recomendação de Especialistas em empresas. Cada especialista é descrito por um documento formatado proposto em (FU *et al.*, 2006) e a recomendação é baseada em técnicas de Recuperação de Informação (RI). Esse documento é construído utilizando informação corporativa (ex. e-mail, página pessoal, histórico de *chat*). O algoritmo também utiliza informação sobre os relacionamentos entre os funcionários da empresa. Conceitos similares são utilizados no SmallBlue (EHRlich, LIN e GRIFFITHS-FISHER, 2007; LIN *et al.*, 2009), uma Rede Social corporativa combinada a um SRE, que utiliza um modelo probabilístico no processo de recomendação. Além disso, também permite filtrar os usuários recomendados de acordo com critérios pré-definidos como, por exemplo, departamento, cargo, formação, etc. Em (PETRY *et al.*, 2006) e (PETRY *et al.*, 2008) é proposto o ICARE, um SRE “sensível ao contexto” (quem o usuário conhece, o que o especialista está fazendo agora, etc.) que utiliza seis critérios na recomendação: nível de expertise, abertura, disponibilidade, reputação, distância social e posição na organização. Esses critérios podem possuir pesos definidos pelo próprio usuário e a captura e definição dos valores são responsabilidade de um módulo denominado CEManTIKA (VIEIRA *et al.*, 2007). Todos esses trabalhos tratam da Recomendação de Especialistas em um contexto corporativo.

Sarda *et al.* (2009) têm o objetivo de recomendar especialistas no Orkut⁸ para opinar sobre produtos. Para esse fim, dois critérios são utilizados: o conhecimento (capturado por meio de mensagens sobre produtos) e a confiança (capturada por meio de questionário). Smirnova e Balog (2011) propõem uma técnica de recomendação para identificar especialistas em Redes Sociais com base em dois critérios: o ganho de conhecimento (calculado utilizando um modelo probabilístico e corresponde à diferença entre o conhecimento do especialista e o conhecimento do questionador) e o tempo para contato (corresponde, de acordo com os autores, ao tempo necessário para que o especialista entre em contato com o usuário, mas a forma de cálculo varia de acordo com a Rede Social, mas corresponde à distância em alguma métrica entre o usuário e o especialista). Em (SILVA *et al.*, 2011) é proposto o SWEETS, um SRE disponível em duas versões (1.0 e 2.0) e implantado no A.M.I.G.O.S. (Ambiente para Integração de Grupos e Organizações Sociais), uma Rede Social para GC acessível apenas aos estudantes da UFPE. O sistema mantém, para cada usuário, um perfil de leitura (o qual indica interesses) e um de escrita (o qual indica especialidades) que são utilizados para prover recomendações. Ambas as versões do SRE utilizam o Modelo Espaço Vetorial e o cálculo da similaridade do cosseno. Entretanto, a versão 1.0 funciona de forma proativa (sem ser solicitado) recomendando especialistas com perfil similar ao do usuário e não utiliza análise semântica, enquanto a versão 2.0 não é proativa, mas, diferente da versão anterior, utiliza informação semântica para realizar as recomendações. Porém, ambas as versões foram avaliadas negativamente pelos usuários.

2.3.1. Roteamento de Perguntas

Saklikar e Saha (2007) definem um conjunto de características, requisitos e protocolos essenciais aos Sistemas de Roteamento de Perguntas. Além de discutir sobre limitações das tecnologias disponíveis, os autores propõem a combinação de um conjunto de tecnologias (e-mail, bate-papo, chat, etc.) como um possível Sistema de Roteamento de Perguntas. Entretanto, o trabalho se detém apenas aos aspectos conceituais do problema e da solução, ou seja, não há avaliação nem instanciação das práticas sugeridas pelos autores, portanto não são apresentados resultados.

⁸ <http://orkut.com>

Banerjee e Basu (2000) apresentam um modelo probabilístico e descentralizado para o problema do roteamento. O modelo é probabilístico porque a recomendação é baseada na combinação de quatro probabilidades: *expertise* (probabilidade de o indivíduo ser especialista no assunto da pergunta), certeza (probabilidade da resposta fornecida estar correta), taxa de respostas (probabilidade de o indivíduo escolher responder a pergunta) e política de repasse (probabilidade do indivíduo repassar a pergunta a alguém). O modelo é descentralizado porque não há monitoramento sobre o funcionamento da rede e qualquer nó (usuário) pode iniciar uma *query*. A validação do modelo é feita com grafos simulados e probabilidades aleatórias. Davitz *et al.* (2007) também propõem um modelo probabilístico, mas centralizado: o iLink. Os próprios autores consideram esse modelo uma extensão do trabalho de Banerjee e Basu (2000), mas com uma entidade central, denominada supernó (*supernode*, em inglês), responsável por monitorar as atividades na rede, receber perguntas e decidir para quem as rotear. Além de direcionar perguntas para os usuários da rede, em alguns casos, o supernó está apto a fornecer respostas com base em perguntas feitas no passado e que obtiveram resposta. Entretanto, devido à complexidade computacional para monitorar todas as atividades na Rede Social, o iLink é compatível apenas com pequenas comunidades virtuais.

Em relação aos ambientes mais populares, em (LIU, 2010) é apresentado o AskWho, uma interface especial (*plugin*) para a publicação de perguntas no Facebook. Trata-se de uma interface para facilitar a adição de menções ao texto da pergunta: o usuário informa sua pergunta e algumas palavras-chave e o AskWho compara as palavras-chave com o perfil dos contatos do usuário (interesses, profissão, etc.). Não são aplicadas técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), semântica ou informações sobre o relacionamento entre o questionador e os candidatos.

O problema de Roteamento de Perguntas, ou seja, conectar pergunta e especialista pode ser entendido sobre duas perspectivas: como uma técnica que recomenda especialistas aos perguntadores ou que recomenda perguntas aos respondedores. A segunda perspectiva está relacionada ao contexto dos CQA. Diariamente, são produzidas milhares de perguntas nesses ambientes e há a necessidade de uma técnica que facilite o processo em que o usuário encontra perguntas que está apto a responder

(DROR *et al.*, 2011).

QSabe e Aardvark são dois exemplos de CQA. O QSabe (ANDRADE *et al.*, 2003) é um ambiente virtual a partir do qual vários participantes cooperam e colaboram com o objetivo de adquirir e compartilhar conhecimento. O ambiente funciona como lista de discussão, mas que é capaz de decidir quem é o mais indicado a responder determinada pergunta. Essa recomendação é baseada na similaridade entre o vocabulário utilizado pelo participante e os termos presentes na pergunta utilizando o modelo vetorial proveniente da RI. Aardvark (HOROWITZ e KAMVAR, 2010) era um CQA pertencente ao Google, no qual era utilizado um modelo probabilístico para recomendar especialistas. A recomendação baseava-se na combinação da probabilidade do candidato ser especialista no tópico da pergunta e a probabilidade do candidato decidir respondê-la. O sistema permitia ao usuário manter uma lista de contatos (que podia ser obtida por meio de e-mail, outras Redes Sociais ou formada no próprio Aardvark) e no processo de Roteamento de Perguntas os indivíduos nessa lista eram priorizados. Foi uma ferramenta inovadora sobre busca de informação na Web, mas, mesmo com quase cem mil usuários, o serviço foi desativado pela Google em 2010 (CAMPI 2011).

A maior parte das pesquisas sobre Sistemas de Recomendação de Perguntas (SRP) para CQA trabalha no contexto do Yahoo! Answers. Dror *et al.* (2011) argumentam que o processo em que o próprio respondedor seleciona as perguntas que irá responder é ineficaz, desestimulante e cansativo. Os autores propõem um SRP baseado em múltiplos critérios (eles chamam de multicanal), em que há descritores para as perguntas e descritores complementares para os usuários (ex. “assunto da pergunta” é um descritor da pergunta e “especialidade” é um descritor do usuário). Durante o processo de recomendação, a similaridade do cosseno é usada entre descritores complementares para calcular a afinidade entre pergunta e usuário. Zhou, Lyu e King (2012) também propõem um SRP, entretanto eles consideram o problema de recomendar perguntas como um problema de classificação. Os autores definem um conjunto de características para descrever o usuário, a pergunta e o relacionamento entre usuário e pergunta. Na recomendação é utilizado um algoritmo de classificação denominado Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine*, em inglês). Em

(LI e KING, 2010) é sugerida a combinação de um critério denominado disponibilidade com diferentes heurísticas para modelar *expertise*. Segundo os autores, essa combinação, que consiste em uma soma ponderada, caracterizaria melhor o benefício de cada especialista e resultaria em um ganho na qualidade e tempo das respostas.

2.4. Análise Comparativa entre Trabalhos Relacionados

Nesta seção, os trabalhos apresentados na seção 2.3 e 2.3.1 serão resumidos e comparados de acordo no Quadro 1.

Quadro 1: Comparação entre os Trabalhos Relacionados.

Referência	Evidência de Especialidade	Tipo de Modelo	Contexto	Resumo
(FU <i>et al.</i> 2006), (FU <i>et al.</i> 2007)	Documentos descritores e proximidade com outros possíveis especialistas.	Probabilístico.	Ambientes Corporativos.	O Modelo é baseado em técnicas de RI e propõe a criação de um documento formatado denominado PDD para recomendar especialistas.
(EHRlich, LIN e GRIFFITHS-FISHER, 2007), (LIN <i>et al.</i> , 2009)	Autoria de documentos corporativos.	Sem detalhes.	SmallBlue (Rede Social de Acesso Restrito).	O Algoritmo de Recomendação é baseado em técnicas de RI e depende da informação disponível no ambiente.
(PETRY <i>et al.</i> , 2006), (PETRY <i>et al.</i> , 2008)	O indicativo de especialidade varia de acordo com as informações disponíveis e a motivação da recomendação, entretanto, de forma geral, a entrada acontece em forma textual que é mapeada para uma ontologia de domínio.	Soma Ponderada.	Ambientes Corporativos.	O trabalho propõe a recomendação de especialistas baseada em 6 critérios, mas não são dados detalhes como os critérios são quantificados.
(SARDA <i>et al.</i> , 2009)	Comentários feitos no passado sobre produtos "similares".	Sem detalhes.	Orkut.	A recomendação é baseada em dois critérios: conhecimento (calculada analisando mensagens produzidas no passado) e confiança (calculada utilizando questionário).
(SMIRNOVA e BALOG, 2011)	Autoria de documentos.	Probabilístico e Soma Ponderada.	Redes Sociais.	No trabalho são combinadas a probabilidade do usuário ser especialista com o tempo necessário para contatá-lo.
(BANERJEE e BASU, 2000)	São usadas duas variações de nível de expertise: aleatório e baseado na popularidade do nó.	Probabilístico.	Grafos Simulados.	Trabalho inteiramente teórico sobre a recomendação de

				especialistas em Redes Sociais.
(DAVITZ <i>et al.</i> , 2007)	Rótulos (<i>tags</i>) utilizados para caracterizar conhecimento do usuário e o assunto da pergunta.	Probabilístico e Soma Ponderada.	Pequenas Comunidades Virtuais.	Extensão do trabalho de (BANERJEE e BASU, 2000). É proposto adicionalmente um agente que monitora a Rede Social e, em alguns casos, está apto a oferecer respostas.
(ANDRADE <i>et al.</i> , 2003)	Vocabulário utilizado por cada participante.	Vetorial.	QSabe.	O modelo utiliza paradigmas clássicos da área de RI.
(SILVA <i>et al.</i> , 2011)	O perfil de leitura e escrita dentro do A.M.I.G.O.S.	Vetorial.	A.M.I.G.O.S. (Rede Social de Acesso Restrito).	São adaptadas técnicas clássicas de RI para criar vetores semânticos que representam o conhecimento do usuário.
(HOROWITZ e KAMVAR, 2010)	Assuntos informados pelo usuário; informados pelos amigos do usuário; e também aprendidos pelo sistema em outras redes sociais do usuário.	Probabilístico.	Aardvark (Site de Perguntas e Respostas).	É utilizado o clássico modelo probabilístico baseado no Teorema de Bayes.
(DROR <i>et al.</i> , 2011)	São utilizados dois tipos de descritores para o usuário: orientado a pergunta (contendo a informação sobre as perguntas com as quais o usuário interagiu e o modo de interação) e orientado a preferência (contendo as categorias que explicitamente o usuário declarou preferência)	Vetorial.	Yahoo! Answers.	São utilizados descritores para as perguntas e descritores complementares para os usuários. Uma variação da similaridade do cosseno é utilizada para recomendar aos usuários perguntas com características semelhantes as suas.
(ZHOU, LYU e KING, 2012)	São utilizadas diversas características do usuário, a maioria, relacionadas às questões já respondidas e ao vocabulário utilizado.	Vetorial.	Yahoo! Answers.	São utilizados descritores para as perguntas e descritores complementares para os usuários. Os usuários são tratados como centroides e utilizados para classificar as perguntas.
(LIU, 2010)	Casamento de palavras-chave com o perfil do usuário.	Sem detalhes.	Facebook.	Propõe um <i>plugin</i> para facilitar adição de menções em perguntas publicadas no Facebook.
(LIU e KING, 2010)	Respostas dadas no passado.	Soma Ponderada.	Yahoo! Answers.	Propõe a combinação de disponibilidade e conhecimento na recomendação de especialistas.

Na próxima seção (2.5) são detalhadas as principais diferenças entre esses trabalhos e a proposta dessa dissertação.

2.5. O Diferencial da Proposta

As principais diferenças da pesquisa que foi conduzida para os trabalhos citados anteriormente podem ser resumidas em três pontos: (1) considerou-se o Roteamento de Perguntas como um problema de Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios (TDMC), (2) é proposto um modelo para o contexto de uma Rede Social pré-existente e bastante popular e (3) a solução é flexível o suficiente para ser adaptada a outros contextos.

A maior parte dos trabalhos anteriores considera o problema de roteamento como um problema probabilístico (BANERJEE e BASU, 2000; FU *et al.*, 2006; FU *et al.*, 2007; DAVITZ *et al.*, 2007; HOROWITZ e KAMVAR, 2010; LIU e KING, 2010; SMIRNOVA e BALOG, 2011). Um dos diferenciais da pesquisa que foi desenvolvida é que esse problema foi considerado como uma TDMC. Dessa forma, optou-se pelo Modelo de Produto com Pesos (*Weight Product Model* - WPM, em inglês), um método para TDMC, que tem como função ordenar os candidatos. De acordo com Triantaphyllou e Mann (1989), o WPM é o método mais indicado para a quantidade de critérios que será utilizada.

Além disso, os trabalhos de Andrade *et al.* (2003) e Horowitz e Kamvar (2010) propõem algoritmos de Roteamento de Perguntas e desenvolvem os ambientes onde eles funcionarão. A pesquisa que foi desenvolvida segue o caminho contrário: é proposto um algoritmo de Roteamento de Perguntas para o Twitter, ou seja, para uma Rede Social que já existe. Outras pesquisas propõem algoritmos para a detecção de especialistas em ambientes que, embora já existam, são de acesso restrito (PETRY *et al.*, 2006; DAVITZ *et al.*, 2007; EHRLICH, LIN e GRIFFITHS-FISHER, 2007; PETRY *et al.*, 2008; LIN *et al.*, 2009; SILVA *et al.*, 2011). O Twitter é uma das Redes Sociais mais populares atualmente e, de acordo com Paul, Hong e Chi (2011), nesse contexto há um número elevado de perguntas que não são respondidas.

Liu (2010) propõe um *plugin* para o Facebook, entretanto a técnica utilizada neste trabalho é demasiadamente simples, auxiliando principalmente no processo de adição de menções e não propriamente na detecção dos “amigos” mais aptos a responder a pergunta. Li e King (2010), Dror *et al.* (2011) e Zhou, Lyu e King (2012) também

propõem modelos para um contexto pré-existente, mas seus modelos são bastante dependentes da informação disponível no Yahoo! Answers, o que dificulta sua adoção em ambientes não dedicados ao compartilhamento de perguntas e respostas. Embora o modelo seja proposto para o Twitter, a solução utiliza informação que está presente na maioria das Redes Sociais, podendo futuramente ser adaptada para outros contextos como, por exemplo, o Facebook ou Ambientes Acadêmicos. Além disso, os critérios são quantificados de forma automática e não são usados questionários como em (SARDA *et al.*, 2009) e (PETRY *et al.*, 2008). Além disso, por considerar o problema de recomendação um problema de TDMC, critérios podem ser adicionados ou removidos, mas o funcionamento básico do algoritmo será o mesmo.

Dessa forma, destaca-se que a proposta deste trabalho possui elementos que a tornam importante dentro da literatura revisada, pois, além de ser uma área de pesquisa relativamente nova, ela, claramente, possui características que ainda não foram tratadas em pesquisas anteriores, conforme discutido.

Capítulo 3

3. Fundamentação Teórica

Nesta seção são definidos os principais conceitos relacionados à pesquisa que foi conduzida.

3.1. Redes Sociais *Online*

O termo Web 2.0 ou Web Social refere-se ao novo panorama para o funcionamento da internet, centrado, principalmente, na atividade colaborativa, entre os internautas, mediada por sistemas muitas vezes interligados (SILVA e PEREIRA, 2008). Nesse contexto, muitos termos são, em alguns momentos, erroneamente, utilizados como sinônimos. Nesta seção, o objetivo não é diferenciar tais termos como, por exemplo, Comunidade Virtual, Rede Social ou Rede Social *online*, pois essa diferenciação não é necessária para o entendimento da pesquisa que foi desenvolvida, mas expor os conceitos considerados importantes sobre esse tema.

Desta forma, considera-se uma Rede Social *online* como um serviço Web que permite aos indivíduos: (1) construir perfis total ou parcialmente públicos dentro de um sistema, (2) interagir com outros usuários com os quais se está conectado e (3) visualizar e percorrer listas de conexões feitas por usuários do sistema (BOYD e ELLISON, 2007). Redes Sociais podem ser representadas por um grafo definido por dois elementos: entidades (pessoas, grupos, etc.; os nós do grafo) e conexões (interações, laços sociais, etc.; as arestas do grafo; RECUERO, 2009). As Redes Sociais *online* consistem em um tipo de software colaborativo (*groupware*), no qual as entidades são pessoas e as conexões representam os relacionamentos entre elas.

Esse tipo de aplicação vem se popularizando bastante. O Facebook, por exemplo,

é, atualmente, o site mais visitado na Internet⁹, superando o Google (MUI e WHORISKEY, 2010), e as Redes Sociais *online* ultrapassaram o e-mail como serviço mais utilizado na Web (NIELSEN, 2009). Essa popularização foi um dos motivos que atraiu o interesse da comunidade científica, abrindo espaço para centenas de trabalhos sobre esses ambientes.

As Redes Sociais podem ser classificadas, entretanto não há consenso sobre os tipos de redes existentes, sempre havendo divergências dependendo da característica utilizada para a classificação. Segundo Recuero (2009), as Redes Sociais *online* podem ser de três tipos: emergentes, associativas e híbridas. Quan (2011) propõe uma classificação segundo os objetivos da Rede Social, podendo ser de dois tipos: redes orgânicas (quando são centradas no relacionamento entre usuários como, por exemplo, Twitter e Facebook.) e redes híbridas (quando são centradas no consumo de conteúdo ou serviço como, por exemplo, Youtube e Yahoo! Answers). Outras classificações levam em consideração o tipo de público ao qual se destina a Rede Social (ex., acadêmicas, profissionais, para mochileiros, etc.) ou ainda as características dos serviços disponibilizados pela Rede Social (ex. blogs, compartilhamento de conteúdo, sites de relacionamento, etc.) (BOYD e ELLISON, 2007).

As Redes Sociais emergentes possuem dimensões menores (menor quantidade de usuários, menor quantidade de conexões) e os laços representam interações entre os usuários. Outra característica dessas redes é que elas surgem quase instantaneamente na Web, por exemplo, os comentários de um blog ou a *thread* de um e-mail. As Redes Sociais associativas são maiores consistindo em ambientes onde os usuários explicitamente mantêm relacionamentos entre si, por esse motivo outra denominação é Redes Sociais de relacionamento (ex. Orkut, Facebook). As Redes Sociais híbridas apresentam ambas as características, sendo redes centradas simultaneamente nos relacionamentos e nas interações entre usuários (ex. Twitter, Yahoo! Answers) (RECUERO, 2009).

Uma característica importante das Redes Sociais *online* é a sua capacidade de armazenar informação pessoal a respeito de seus usuários. As Redes Sociais

⁹ <http://www.google.com/adplanner/static/top1000/>

representam também um imenso repositório de dados na Web sobre seus usuários e seus relacionamentos com outros usuários (JAMALI e ESTER, 2010). Poucos se dão conta de que a informação que disponibilizam na Web, quando combinada com novas tecnologias de análise e recuperação de dados, pode criar uma espécie de impressão digital de suas preferências. Tais informações geram oportunidades não só para negócios legítimos, como também para ladrões de identidade e outras ameaças.

A análise e a extração de informação de Redes Sociais vêm sendo amplamente utilizadas em várias áreas, incluindo Ciências Sociais e Comportamentais, Economia e Marketing, em que a compreensão do comportamento da sociedade é estratégica (FREITAS et al., 2008). De acordo com um estudo divulgado em 2010, noventa por cento das empresas no Brasil, por exemplo, usam as Redes Sociais para cativar novos negócios. O estudo revela que no nível global a média de empresas que já descobriram o potencial das Redes Sociais para gerar negócios é um pouco menor, em torno dos setenta e cinco por cento. Tais empresas utilizam as Redes Sociais para se relacionar com os clientes, coletar dados sobre sua opinião e preferências e realizar divulgação de produtos e serviços (TERRA, 2010).

3.1.1. Sites de Perguntas e Respostas

Um tipo particular de Rede Social são os Sites de Perguntas e Respostas (*Community Question and Answering Sites* – CQA, em inglês). Nessas comunidades virtuais, indivíduos publicam e respondem perguntas postadas por outros indivíduos com o intuito de se ajudar mutuamente (HARPER et al., 2008). Algumas dessas comunidades oferecem benefícios para indivíduos que se destacam por responder muitas perguntas ou acessar o site frequentemente.

De acordo com Harper et al. (2008), existem três tipos de CQA: Serviços de Referência Digital (*Digital Reference Services*, em inglês), que são bibliotecas virtuais que possuem pessoas (bibliotecários) para ajudar a quem acessa no processo de encontrar informação; Serviços de Consulta a Especialistas (*Ask an Expert Services*, em inglês), que são comunidades virtuais com usuários identificados como especialistas sobre um dado tópico e que são responsáveis por responder as perguntas sobre sua especialidade; e os Social CQA Sites, que são os sistemas mais conhecidos e a partir dos quais qualquer usuário pode exercer o papel tanto de perguntador (*asker* ou

questioner, em inglês) quanto de respondedor (*answerer* ou *responder*, em inglês).

Segundo Furtado e Andrade (2011), uma das características desses ambientes é que os usuários classificados como especialistas (pois oferecem respostas frequentemente avaliadas como positivas) estão entre os menos ativos. Além disso, os CQA Sites, embora muito úteis, estão perdendo cada vez mais espaço para as Redes Sociais, pois os usuários estão preferindo, quando possível, receber respostas de pessoas conhecidas do que de desconhecidos na Web (SARDA *et al.*, 2008; HOROWITZ e KAMVAR, 2010).

3.2. Sistemas de Recomendação

Com o crescente aumento na quantidade de informação disponível e a facilidade de acesso a esta, surge um fenômeno conhecido como Sobrecarga de Informação, que acontece quando o excesso de informação disponível dificulta o acesso à informação considerada relevante. Segundo Oliveira e Nunes (2007), a Sobrecarga de Informação pode causar distração, atraso em decisões e também afetar as organizações, tornando-as menos eficientes e lucrativas. Nesse contexto, surgem os Sistemas de Recomendação (SR).

Segundo Lima Junior, Branco e Barbosa (2009), um SR é um sistema computacional que tenta predizer itens nos quais o usuário possa estar interessado. Figueira Filho, Geus e Albuquerque (2008) afirmam que o objetivo principal de um SR é reduzir a Sobrecarga de Informação, por meio da seleção de conteúdo. De acordo com Meteren e Someren (2000), os SR auxiliam os usuários a encontrar informação provendo sugestões. Um SR envolve três entidades principais: o conjunto dos Itens a serem recomendados, um conjunto de Usuários e uma função de utilidade que relaciona Item e Usuário (ADOMAVICIUS e TUZHILIN, 2005).

Os SR podem ser classificados mediante n-critérios. De acordo com Runte (2000 apud REICHLING, SCHUBERT e WULF, 2005), os SR podem ser de dois tipos: personalizados e não personalizados. Para esse autor, os personalizados produzem recomendações diferenciadas para cada usuário e nos não personalizados a recomendação independe de quem é o usuário ou quais sejam suas preferências. Segundo Reichling, Schubert e Wulf (2005), os SR podem ser classificados como

proativos ou não. Nos proativos, a recomendação é feita independente de o usuário solicitá-la, ou seja, de forma automática. Nos SR não proativos, as recomendações são feitas mediante a requisição do referido usuário.

Mesmo com essas classificações, de forma geral, a classificação mais comum na literatura para os SR leva em consideração o tipo de filtro, ou seja, as informações, utilizadas para realizar a recomendação. Segundo Adomavicius e Tuzhilin (2005), os SR são classificados em três categorias no que tange à filtragem utilizada para a recomendação: Sistemas de Filtragem Colaborativa, Sistema de Filtragem Baseada em Conteúdo e Sistemas de Filtragem Híbrida. Segundo alguns autores, como, por exemplo, (BURKE, 2002) e (REATEGUI e CAZELLA, 2005), existem outros tipos de filtragem além dessas, entretanto essas três são consideradas clássicas.

Segundo Reategui e Cazella (2005), a expressão Filtragem Colaborativa designa um tipo de sistema específico no qual a filtragem de informação é realizada com o auxílio humano, ou seja, pela colaboração entre os grupos de interessados. Para Filho, Geus e Albuquerque (2008), a recomendação com Filtragem Colaborativa consiste fundamentalmente em sugerir um artefato que foi preferido por usuários similares ao usuário que recebe a recomendação. De acordo com Symeonidis *et al.* (2008), existem dois tipos de Filtragem Colaborativa: baseada em memória, que mantém uma base de dados com todos os usuários e suas preferências e emprega técnicas estatísticas na avaliação de similaridade, e o algoritmo baseado em modelo, que recomenda segundo a classificação previa dos usuários (*rating*).

De acordo com Middleton (2003), a Filtragem Baseada em Conteúdo proporciona a recomendação de novos itens relacionados ao perfil do usuário. Figueira Filho, Geus e Albuquerque (2008) afirmam que essa abordagem geralmente é utilizada para recomendar itens similares a aqueles que o usuário mostrou preferência no passado. Segundo Burke (2002), em um SR que utiliza Filtragem Baseada em Conteúdo, cada item é definido pelas características associadas a este. Essas características podem ser obtidas por meio de texto ou material deixado por usuários (ex. notas, comentários, demonstração de interesse).

A Filtragem Híbrida é a junção de dois ou mais tipos de recomendação

(ADOMAVICIUS e TUZHILIN, 2005). Segundo Figueira Filho, Geus e Albuquerque (2008), abordagens híbridas tentam, de alguma forma, combinar técnicas na tentativa de solucionar alguns problemas potenciais das abordagens puras anteriores. Reategui e Cazella (2005) afirmam que essa abordagem é constituída de vantagens proporcionadas pela Filtragem Baseada em Conteúdo e pela Filtragem Colaborativa, unindo o melhor das duas técnicas e eliminando as limitações de cada uma.

Segundo Adomavicius e Tuzhilin (2005), a maior parte dos SR realiza recomendações baseando-se em apenas um critério, entretanto essa abordagem vem sendo considerada bastante limitada, pois a própria decisão do usuário sobre a utilidade de um item (a qual o sistema tenta modelar por meio da função de utilidade) é geralmente baseada em múltiplos critérios. Dessa forma, os SR que utilizam mais de um critério tendem a oferecer recomendações mais condizentes com os interesses de cada usuário, sendo essa a característica principal da nova geração de SR (ADOMAVICIUS, MANOUSELIS e KWON, 2011).

3.2.1. Sistemas de Recomendação de Especialistas

Os SR podem ser utilizados para recomendar conteúdo, como páginas, artigos ou vídeos, por exemplo, ou ainda para recomendar pessoas. Um tipo especial de recomendação é a de especialistas de domínio. Segundo Petry *et al.* (2008), os Sistemas de Recomendação de Especialistas (SRE) podem ser utilizados com o intuito de fornecer um apoio à colaboração informal por meio da identificação dos especialistas, a fim de fornecer um suporte para ajudar pessoas na solução de seus problemas. Essas ferramentas são capazes de identificar pessoas como especialistas em determinado domínio, ou seja, são ferramentas que buscam inferir sobre o conhecimento de uma determinada pessoa (REICHLING, SCHUBERT e WULF, 2005).

Fu *et al.* (2007) afirmam que o problema de recomendar especialista se resume a encontrar uma função que quantifique a probabilidade de um indivíduo ser especialista em um dado tópico. Segundo Shanteau *et al.* (2002), definir quando uma pessoa é especialista ou não em alguma área é um dos maiores desafios encontrados pelos SRE. Existem diferentes critérios que podem ser utilizados para caracterizar o especialista em alguma área e esses critérios mudam dependendo do contexto (informações

disponíveis, intenções da recomendação, domínio). Em uma rede de colaboração acadêmica, por exemplo, possíveis indicativos para detectar especialistas seriam: Quantidade de publicações, Quantidade de orientações, Tempo de experiência na área, Quantidade de Certificações, Nível de participação em fóruns virtuais sobre o domínio. Assim, há uma relação direta de dependência entre o contexto em que o SRE é aplicado e os atributos disponíveis para auxiliar na detecção. A quantidade de certificações, por exemplo, pode não ser um critério essencial dependendo do contexto.

3.3. Métodos para Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios

O mundo real está repleto de problemas a partir dos quais se deseja simultaneamente atingir diversos objetivos. Além disso, esses objetivos são frequentemente contraditórios, por exemplo, obter o máximo de lucro com o mínimo de investimento. Dessa forma, o Problema de Decisão se resume em escolher entre um número qualquer de alternativas a que satisfaz, da melhor maneira possível, os objetivos levantados, ou seja, ponderar os objetivos.

Segundo Ehrlich (2004), existem duas abordagens intuitivas para se escolher entre alternativas: o Modelo Lexicográfico e a Tabela de Duas Entradas. A primeira abordagem consiste em escolher a alternativa que melhor atinge o objetivo mais importante e a segunda consiste em escolher a alternativa que atinge o maior número de objetivos simultaneamente. Entretanto, essas abordagens são demasiadamente simplistas e muitas características importantes são retiradas do problema: objetivos essenciais (que devem obrigatoriamente ser alcançados), compensação de objetivos (atingir um pouco mais de um objetivo pode ser melhor que atingir outros objetivos), empate entre alternativas diferentes (pois atingem o mesmo número de objetivos, mas objetivos distintos com prioridades distintas, por exemplo), etc.

Um método para Tomada de Decisão com Múltiplos Critérios (TDMC) consiste em um modelo matemático que auxilia o tomador de decisão a encontrar a alternativa que melhor satisfaz os objetivos e condições pré-estabelecidos (Vicira, 2006). Existem diversos métodos disponíveis e alguns são mais indicados dependendo das características do problema. Triantaphyllou e Mann (1989) conduziram um

experimento a partir do qual são estabelecidas as condições em que um método se sobressai aos outros. Para o contexto deste trabalho, destacou-se o Modelo de Produto com Pesos (*Weight Product Model* - WPM, em inglês) (MILLER e STAR, 1969). A essência desse modelo é a comparação entre pares de alternativas.

No WPM, as alternativas são descritas por atributos compatíveis com os critérios que se está considerando. Por exemplo, na compra de um carro alguns critérios que poderiam ser considerados são: preço, duração do seguro e se é nacional ou importado. Dessa forma, cada alternativa (cada carro) possui esses três descritores (atributos).

Para a utilização de método de TDMC (e, conseqüentemente, para utilização do WPM) é necessário que todos os atributos estejam em uma mesma escala de razão. Assim, pode haver a necessidade de uma função que mapeie os atributos em uma escala. No exemplo dado anteriormente, o carro ser importado poderia ser considerado como o valor cinco e nacional o valor dez ou vice-versa. Também pode haver critérios que sejam essenciais, ou seja, que possuem alguns valores que não são admissíveis. Nesses casos, quando uma alternativa possui um atributo com um desses valores, basta mapeá-lo para zero. Quando os valores dos atributos estão na mesma escala, as alternativas são então comparadas em pares. Se os critérios possuem níveis diferentes de importância define-se um peso para cada critério a fim de representar essa importância.

Considere a comparação entre as alternativas A_x e A_y , elas são definidas pelos atributos a , b e c e cada critério tem uma importância, respectivamente, w_a , w_b e w_c . A função *map* mapeia os atributos em uma mesma escala e a função R compara as alternativas. O resultado da comparação é um número real que indica se as alternativas são iguais ($R(A_x, A_y) = 1$) ou qual é a superior, conforme Equação (1).

$$R(A_x, A_y) = \left(\frac{\text{map}(a_x)}{\text{map}(a_y)} \right)^{w_a} * \left(\frac{\text{map}(b_x)}{\text{map}(b_y)} \right)^{w_b} * \left(\frac{\text{map}(c_x)}{\text{map}(c_y)} \right)^{w_c} \quad (1)$$

Todas as alternativas são comparadas umas com as outras e o resultado da comparação é guardado. Ao final, as alternativas são ordenadas de acordo com o total de vezes em que se mostraram superior.

Capítulo 4

4. O Twitter

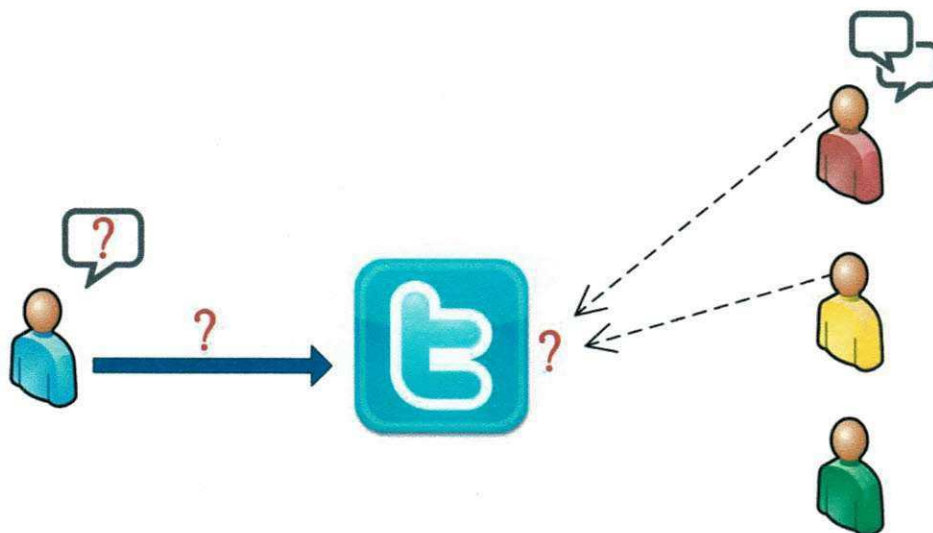
O Twitter é um microblog, uma variação dos blogs convencionais, mas com alguma limitação de conteúdo, onde usuários podem postar mensagens (tuitar) usando até 140 caracteres. Nos últimos anos, o Twitter se tornou o microblog com o maior número de usuários. Em 2011, seis anos após sua criação, existiam mais de 200 milhões de usuários, dos quais 100 milhões se cadastraram apenas em 2010; além disso, diariamente são feitos em média 460 mil novos registros (TWITTER BLOG, 2011). Outro número expressivo refere-se à quantidade de mensagens postadas: em janeiro de 2009 era enviada cerca de dois milhões de mensagens por dia, em janeiro de 2010 já eram 65 milhões e em 2011 a média de mensagens diárias chegou a 200 milhões (TWITTER BLOG, 2011). Os últimos números divulgados pelo Twitter revelaram que o número de contas já chega a meio milhão, há 140 milhões de usuários ativos e o número de tuitos (mensagens postadas) feito diariamente é de 340 milhões (TWITTER BLOG, 2012). Esse crescimento acelerado despertou o interesse da comunidade científica, sendo esse um dos principais motivos para a quantidade de pesquisas que tratam do Twitter (JAVA *et al.*, 2006; KWAK *et al.*, 2010).

Por meio do Twitter, os usuários podem seguir e ser seguidos por outros usuários. No contexto do Twitter, seguir um usuário significa explicitar interesse no conteúdo publicado por ele. A conta de um usuário no Twitter pode ou não ser pública, para seguir uma conta protegida é necessário a autorização de seu dono. A princípio, os tuitos são visíveis apenas aos seguidores, que visualizam em suas linhas do tempo (*Timeline*, em inglês,) os tuitos de quem estão seguindo. Entre as razões que levam um usuário a seguir outros estão: admiração, amizade e reciprocidade. Além disso, um usuário pode querer seguir outro usuário por considerar relevante o conteúdo postado por ele. Os usuários podem se referir a outros usuários dentro de um tuíte e também

podem filtrar menções ao seu perfil. Devido a essas características, alguns usuários utilizam o microblog como um chat público (HUBERMAN e ROMERO, 2009).

Quando um usuário publica uma pergunta no Twitter, se ela não for respondida rapidamente as chances de ser visualizada e respondida no futuro são menores, pois a pergunta vai caindo na *Timeline* dos seus seguidores. Na Figura 1 é ilustrado o processo de publicação de uma pergunta no Twitter.

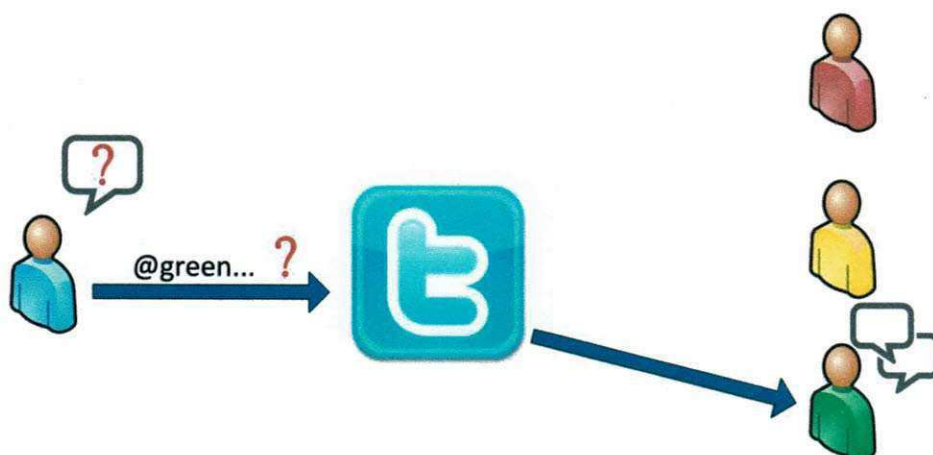
Figura 1: Usuário tuitando uma pergunta.



Depois de publicar a pergunta, provavelmente, nem todos os usuários que seguem o perguntador (o usuário azul) visualizarão a pergunta (o usuário amarelo e o vermelho) e somente alguns (o usuário vermelho) a responderão. Além disso, não há garantias sobre a qualidade dessas respostas. Alguns usuários podem decidir não responder a pergunta e não proverão respostas, pois, como a pergunta não foi direcionada a alguém, eles não se sentem obrigados a ajudar. Com o passar do tempo, as chances dessa pergunta ser visualizada e respondida são menores, pois a *Timeline* prioriza a visualização de mensagens mais recentes.

Quando o tuite (pergunta) de um usuário é direcionado a alguém a probabilidade dessa mensagem ser visualizada é muito maior, pois o usuário mencionado pode filtrar menções ao seu perfil e o Twitter (a exemplo de outras Redes Sociais) possui um mecanismo de notificações nesses casos. Na Figura 2 é ilustrado o mesmo processo, mas com a pergunta sendo direcionada para um usuário específico (o usuário verde).

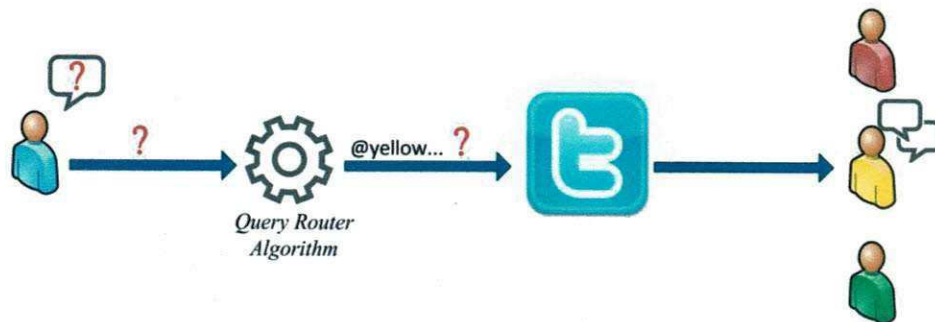
Figura 2: Usuário tuitando uma pergunta direcionada a alguém.



Quando um usuário (o usuário azul) menciona outro usuário (o usuário verde), o usuário mencionado, imediatamente, recebe um e-mail sobre a mensagem. Existe a possibilidade de o usuário mencionado desabilitar as notificações por e-mail, mas, além de haver outras formas de notificação, usuários podem filtrar menções ao seu perfil, como comentado anteriormente. Dessa forma, ao se direcionar uma pergunta a uma pessoa, praticamente, se garante que esta será visualizada, mas ainda não haverá garantia de que ela será respondida, nem sobre a qualidade da resposta.

Parece evidente que direcionar a pergunta aumenta as chances dela ser visualizada, enquanto a probabilidade de receber uma boa resposta depende da pessoa para quem a pergunta será direcionada. Um modelo para o direcionamento de perguntas consiste em um algoritmo de recomendação que examina a informação disponível na Rede Social e decide quem está apto a responder a pergunta. Na Figura 3 é ilustrado o processo de direcionamento de perguntas.

Figura 3: Usando o Modelo para o Roteamento de Perguntas para tuitar uma pergunta.



A pergunta é formulada sem menção. O modelo para o direcionamento de perguntas (ou algoritmo de roteamento) analisa a informação sobre os seguidores do questionador e os ordena, de acordo com a capacidade desses em responder a questão. Na Figura 3 a pergunta está sendo direcionada para apenas um seguidor (o usuário amarelo), mas, como o algoritmo ordena todos os candidatos, seria possível enviá-la aos n seguidores mais bem colocados.

Na próxima seção, será apresentado o Modelo para o Direcionamento de Perguntas, que é a contribuição principal deste trabalho.

Capítulo 5

5. Modelo para o Roteamento de Perguntas Proposto

Informalmente, o problema que o modelo se propõe a resolver é: dada uma pergunta que seria compartilhada por um usuário (o questionador) no Twitter, encontrar entre os seus seguidores um usuário com as seguintes características:

- (1) *Conhece sobre o assunto da pergunta*: se a pergunta for direcionada a um seguidor que não tem nenhum domínio sobre o assunto da pergunta, a qualidade da resposta poderá ser ruim e, provavelmente, o usuário não ficará satisfeito.
- (2) *Tem a confiança do questionador*: se a pergunta for direcionada a um seguidor que não tem a confiança do questionador, independente da resposta, o questionador pode não ficar satisfeito com a resposta e preferir continuar recebendo resposta de outros seguidores (mais próximos).
- (3) *Esteja disponível para responder rapidamente*: se a pergunta for direcionada a um seguidor que não acessa a Rede Social com frequência, pode passar bastante tempo até o usuário receber alguma resposta.

Assim, precisa-se encontrar uma forma de decidir que usuário possui a melhor combinação dessas três características. Nas próximas seções, será descrito o Modelo proposto para o Direcionamento de Perguntas no contexto do Twitter.

5.1. A Rede Social

O Twitter é uma Rede Social definida pela tupla $T = \{U, R\}$, em que $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{|U|}\}$ representa o conjunto de usuários e R representa o conjunto de

relacionamentos (conexões) entre usuários. Cada elemento de R tem a forma $r_{i,j}$, em que $i, j \in U$. No contexto específico do Twitter, os relacionamentos não são recíprocos assim $r_{i,j} \neq r_{j,i}$. A existência de um relacionamento $r_{i,j}$ significa que o usuário i segue o usuário j ($i \in Followers_j$).

O usuário u possui os seguintes atributos: $Followers_u$, $Following_u$ e M_u . O conjunto $Followers_u$ contém todos os usuários que seguem o usuário u , assim $Followers_u = \{x | x \in U - \{u\} \wedge \exists r_{x,u} \in R\}$. O conjunto $Following_u$ contém todos os usuários que são seguidos pelo usuário u , assim $Following_u = \{x | x \in U - \{u\} \wedge \exists r_{u,x} \in R\}$. M_u representa uma lista ordenada das mensagens publicadas pelo usuário u , em que $m_{u,n}$ representa a n -ésima mensagem publicada por u .

Cada mensagem m_u postada por um usuário u tem os seguintes atributos: a) d_{m_u} , data em que a mensagem m_u foi publicada por um usuário u , e b) s_{m_u} , a cadeia de caracteres (conteúdo textual) que representa o conteúdo da mensagem.

Todas essas características (um conjunto de usuários, um conjunto de relacionamentos e um conjunto de mensagens postadas por cada usuário) estão disponíveis na maioria das Redes Sociais, tornando possível adaptar o modelo no contexto dessas outras Redes Sociais.

5.2. Formalização do Problema

O problema pode ser expresso da seguinte forma: dada uma pergunta q que será compartilhada por u , encontrar um usuário $f_u \in Followers_u$ com a melhor combinação de:

- (1) $k_{f_u,q}$: conhecimento de f_u sobre o assunto da pergunta q ;
- (2) t_{u,f_u} : confiança que u deposita no usuário f_u ;
- (3) a_{f_u} : nível de atividade do usuário f_u na Rede Social.

A Formalização do Problema consiste em:

FIND: f_u

TO: $\max(k_{f_u,q}, t_{u,f_u}, a_{f_u})$

OVER: $Followers_u$

SUBJECT TO: K, T e A .

Em que K , T e A representam a importância de cada critério (respectivamente $k_{f_u,q}$, t_{u,f_u} e a_{f_u}). Nas próximas seções é descrito como esses conceitos serão quantificados.

5.3. Conhecimento

Ser especialista em um domínio significa possuir um nível significativo de conhecimento relevante sobre esse domínio e que lhe permita realizar tarefas relacionadas a esse domínio (WIELINGA *et al.*, 1993). O conhecimento de um indivíduo será definido como o conjunto de todos os assuntos sobre os quais ele tem algum domínio. É intuitivo que, nas Redes Sociais, o conhecimento de um usuário está associado ao conteúdo por ele produzido (M_u). Fu *et al.* (2007) afirmam que uma das dificuldades de se modelar *expertise* em Redes Sociais reside no fato que só são feitas suposições apenas sobre o material produzido pelos usuários. Horowitz e Kamvar (2010) afirmam que para prever os assuntos sobre os quais um usuário está apto a responder é necessário analisar o conteúdo produzido por ele no passado. Dessa forma, considerando que cada mensagem trata de um assunto, $m_u \in M_u$ corresponde a uma fração k_{m_u} do conhecimento total k_u do usuário u . Assim, pode-se dizer que:

$$k_u = \sum_{m_u \in M_u} k_{m_u} \quad (2)$$

Para representar o assunto de uma mensagem, optou-se por utilizar o Modelo Vetorial proveniente da área da RI: o assunto da mensagem (consequentemente, também o assunto da pergunta) é representado por um vetor, em que cada coordenada é um termo (palavra) da s_{m_u} (parte textual) da mensagem, o valor da coordenada é a frequência com que o termo ocorre na mensagem e o conhecimento total (k_u) é o somatório de todos esses vetores. Antes de transformar cada mensagem em um vetor, técnicas de PLN são aplicadas para tornar o conteúdo da mensagem mais

representativo, reduzindo palavras ao seu *stem* (raiz), processo denominado por *stemming*, e eliminando conteúdo irrelevante (*stop words*, links, menções, *emoticons*), processo denominado simplificação de texto (REICHLING, SCHUBERT e WULF, 2005).

$$\overrightarrow{k_{m_u}} = SUM \left(PLN(s_{m_u}) \right) = (f(t_i, m_u), f(t_{i+1}, m_u), \dots) \quad (3)$$

$$\overrightarrow{k_{f_u}} = \sum_{m \in M_u} \overrightarrow{k_{m_u}} \quad (4)$$

Em que *PLN* é uma função que aplica as técnicas de PLN e retorna uma lista de termos (*tokens*), *SUM* é uma função que sumariza quantas vezes cada termo apareceu e $f(t_i, m_u)$ representa a frequência com a qual o termo t_i apareceu em s_{m_u} .

Sobre as técnicas de PLN, o *stemming* e a eliminação de *stop words* são realizados utilizando o Lucene, uma biblioteca escrita em JAVA que provê técnicas de indexação e recuperação de informação, originalmente escrita por Doug Cutting em março de 2000 e que, em setembro de 2001, tornou-se de código aberto unindo-se à Apache Software Foundation (HATCHER, GOSPODNETIC e MCCANDLESS, 2009). Durante a revisão da literatura, foram encontradas algumas pesquisas que aplicam também técnicas de enriquecimento semântico, entretanto, mesmo as técnicas mais flexíveis, por exemplo, (HOROWITZ e KAMVAR, 2010) e (SILVA *et al.*, 2011), utilizam particularidades do ambiente onde são aplicadas que não estão disponíveis em outros ambientes (ex.; *tagging*, fontes externas de informação, etc.). Por esse motivo, optou-se pela utilização apenas das técnicas de análise sintática, as quais são providas pelo próprio Lucene.

Dessa forma, o problema de encontrar um usuário f_u que possui o conhecimento $k_{f_u, q}$ necessário para responder satisfatoriamente a pergunta q muda para encontrar o usuário f_u que utiliza com mais frequência os termos que aparecem na pergunta q . No modelo, $k_{f_u, q}$ corresponde ao produto interno entre os vetores que representam o assunto da pergunta e o que representa o conhecimento do usuário.

$$k_{f_w q} = \overrightarrow{k_{f_u}} \cdot \overrightarrow{k_q} \quad (5)$$

O produto interno entre vetores exige que ambos os vetores estejam no mesmo espaço (tenham as mesmas coordenadas) e consiste na multiplicação entre coordenadas correspondentes. Quanto maior o resultado do produto interno, maior a aptidão do usuário para responder a pergunta q .

5.4. Confiança

A confiança é um dos conceitos mais complexos e subjetivos do ponto de vista computacional. Há diversos trabalhos que a definem e quantificam de formas distintas. De acordo com Marsh (1994), existem nove tipos diferentes de confiança e neste trabalho foi adotado o sentido de confiança como um sinônimo de proximidade ou intimidade (em inglês, *closeness*).

Huberman, Romero e Wu (2009) afirmam que a conversação entre indivíduos é um forte indicativo da amizade entre eles no mundo real. Além disso, segundo Kuter e Golbeck (2010), normalmente, confia-se mais em indivíduos com características semelhantes. Dessa forma, intuitivamente, faz sentido que a confiança esteja relacionada à amizade e similaridade entre dois indivíduos. Assim, tomou-se como premissa que a conversação e a similaridade entre dois usuários seriam úteis para quantificar proximidade entre eles: se dois usuários conversam bastante e têm perfis semelhantes (por exemplo, amigos em comum ou compartilham o mesmo vocabulário) é um forte indicativo de que eles são próximos no mundo real. Assim, a confiança $t_{u,v}$ (lê-se a confiança que o usuário u deposita no usuário v) é proporcional à conversação, que será denotada como $talk(u,v)$, e a similaridade, que será denotada como $sim(u,v)$, entre esses indivíduos. O cálculo será simplificado para um produto linear entre conversação e similaridade, pois quanto maior qualquer dos dois fatores, maior será o resultado final:

$$t_{u,v} = talk(u,v) * sim(u,v) \quad (6)$$

Para mensurar a conversação, foi utilizada a Equação (7):

$$talk(u, v) = \frac{|mentions_u(v)|}{|mentions_u|} \quad (7)$$

Em que $mentions_u(v)$ representa o conjunto de mensagens nas quais u mencionou o usuário v e $mentions_u$ representa todas as menções já feitas por u .

Para mensurar a similaridade, foi utilizada a Equação (8):

$$sim(u, v) = \max \left(\begin{array}{c} sim_{jaccard}(Followers_u, Followers_v), \\ sim_{jaccard}(Following_u, Following_v), \\ sim_{cosine}(K_{M_u}, K_{M_v}) \end{array} \right) \quad (8)$$

As similaridades entre os conjuntos de $Followers_u$ e $Following_u$ são calculadas utilizando a similaridade de Jaccard e entre os conjuntos de mensagens ($sim_{cosine}(K_{M_u}, K_{M_v})$) é calculada utilizando a similaridade do Cosseno entre os vetores que representam cada mensagem.

A escolha de usar o maior valor de similaridade entre os atributos do usuário foi baseada no trabalho de Schenkel *et al.* (2008), no qual a similaridade é calculada por meio dos diferentes caminhos (diretos e indiretos) que interligam dois usuários. Nesse trabalho, sempre é escolhido o maior valor de similaridade possível, de forma a enaltecer a maior semelhança entre indivíduos.

5.5. Atividade

Nas Redes Sociais, os usuários normalmente não interagem com a mesma intensidade: alguns usuários permanecem *online* por mais tempo e postam mensagens com mais frequência. A atividade é o critério que tem o objetivo de capturar e quantificar essa característica de cada usuário.

Parece intuitivo que o nível de atividade de um usuário u depende da frequência com que esse usuário publica novas postagens. O tempo de latência, uma métrica clássica no estudo de redes *Peer to Peer* (P2P), representa o tempo entre a última interação (Postagem) do usuário e o instante atual; a média do tempo de latência representaria o tempo médio entre mensagens consecutivas. Neste trabalho, optou-se por usar a média do tempo de latência como métrica para quantificar a atividade do

usuário, conforme a Equação (9):

$$a_u = \frac{(now - d_{m_u, |M_u|}) + \sum_{i=1}^{|M_u|-1} (d_{m_{u,i+1}} - d_{m_{u,i}})}{(|M_u| + 1)} \quad (9)$$

Na equação anterior, $(now - d_{m_u, |M_u|})$ representa o intervalo de tempo entre a última publicação do usuário u e o instante atual e $(d_{m_{u,i+1}} - d_{m_{u,i}})$ representa o intervalo de tempo entre duas publicações consecutivas ($m_{u,i}$ e $m_{u,i+1}$). A divisão por $(|M_u| + 1)$ refere-se à quantidade de intervalos de tempo que estão sendo somados. O resultado da equação é um número que representará o nível de atividade em alguma unidade de tempo (ex. milissegundos, horas, dias). Quanto menor o valor de a_u mais ativo será o usuário u , o que significará que ele publica conteúdo em curtos intervalos de tempo e, conseqüentemente, é um usuário ativo na Rede Social.

5.6. Ranqueando os Candidatos: Modelo de Produto com Pesos

Calcular a tupla $(k_{f_u, q}, t_{u, f_u}, a_{f_u})$ para qualquer usuário $f_u \in Followers_u$ é uma tarefa simples, principalmente porque a informação necessária ao modelo é de fácil acesso e disponível para a maioria das Redes Sociais. Entretanto, comparar as tuplas de dois usuários diferentes e decidir qual é o mais indicado para responder a pergunta nem sempre é uma tarefa trivial. Se um usuário possui todos os atributos com valores melhores que o outro, claramente ele será considerado o melhor, mas se um usuário possui apenas alguns atributos com valores melhores que outro, compará-los e decidir qual é o melhor passa a não ser tão imediato.

Dessa forma, considerando que esse é um problema de TDMC, buscando encontrar a melhor tupla entre os usuários $f_u \in Followers_u$, utilizou-se o WPM como método para tomada de decisões, por ser o mais adequado para as condições e contexto apresentados (dependência de até três variáveis) (TRIANANTAPHYLLOU e MANN, 1989).

A resolução do modelo inicia-se calculando o valor da tupla $(k_{f_u, q}, t_{u, f_u}, a_{f_u})$ para cada usuário $f_u \in Followers_u$. E, em seguida, organizam-se os usuários em uma

matriz de dimensões $|Followers_u| \times |Followers_u|$, semelhante ao Quadro 2.

Quadro 2: Exemplo da Matriz $|Followers_u| \times |Followers_u|$.

Usuários	u_1	u_2	...	$u_{ Followers_u -1}$	$u_{ Followers_u }$
u_1					
u_2					
...					
$u_{ Followers_u -1}$					
$u_{ Followers_u }$					

Para utilizar o WPM, é necessário que todos os critérios estejam em uma mesma escala de razão. Assim, dada uma função *map* que mapeia os critérios em uma mesma escala crescente (os melhores valores de cada critério devem ser mapeados para os maiores valores dessa escala), os usuários da matriz são comparados em pares utilizando a Equação (10):

$$comparison(i, j) = \left(\frac{map(k_{i,q})}{map(k_{j,q})} \right)^K * \left(\frac{map(t_{u,i})}{map(t_{u,j})} \right)^T * \left(\frac{map(a_i)}{map(a_j)} \right)^A \quad (10)$$

Os valores K , T e A representam a importância (peso) dos critérios, respectivamente, conhecimento, confiança e atividade, de forma que $K + T + A = 1$. Quando o usuário necessita de uma resposta rápida, ele pode, por exemplo, aumentar o peso do critério atividade. Se o usuário deseja priorizar a qualidade da resposta, ele deve aumentar o peso do critério conhecimento, mas se prefere receber respostas de pessoas mais próximas seria necessário aumentar o peso do critério confiança.

O resultado da comparação é um número que indica se um candidato é superior ao outro. Se $comparison(i, j) > 1$, então i é superior à j e coloca-se 1 na posição (i, j) da matriz e 0 na posição (j, i) . Se $comparison(i, j) < 1$, então j é superior à i e coloca-se 1 na posição (j, i) da matriz e 0 na posição (i, j) . Se $comparison(i, j) = 1$, então i é equivalente à j e coloca-se 1 na posição (i, j) da matriz e 1 na posição (j, i) . Ao final do processo, a matriz está preenchida com zeros e uns que representam as vitórias (comparações nas quais o usuário se mostrou superior) e derrotas (comparações nas quais o usuário se mostrou inferior) de cada usuário, como apresentado no Quadro 3.

Quadro 3: Exemplo da Matriz $|Followers_u| \times |Followers_u|$ Preenchida.

Usuários	u_1	u_2	...	$u_{ Followers_u -1}$	$u_{ Followers_u }$
u_1	-	1	...	1	1
u_2	1	-	...	1	0
...
$u_{ Followers_u -1}$	0	0	...	-	1
$u_{ Followers_u }$	0	1	...	0	-

Em seguida, calcula-se a soma dos elementos de cada linha. Tem-se como resultado um ranque das vitórias (*score*) de cada usuário, conforme apresentado no Quadro 4.

Quadro 4: Exemplo da pontuação dos Usuários.

Usuário	Vitórias
u_1	100
u_2	122
...	...
$u_{ Followers_u -1}$	162
$u_{ Followers_u }$	100

Ao final, os usuários são ordenados de acordo com o total de vitórias e os mais bem colocados são recomendados como os que têm mais chances de responder a pergunta q postada pelo usuário u de forma correta e rápida.

5.7. Algoritmo para o Roteamento de Perguntas

O Código Fonte 1 representa ao Algoritmo utilizado para realizar o Roteamento de Perguntas no contexto do Twitter. Existem duas entradas para o algoritmo: o usuário que solicita a recomendação (representado no algoritmo pela variável *questioner*) e a pergunta (representada no algoritmo pela variável *question*).

Código Fonte 1: Algoritmo para o Roteamento de Perguntas.

```

for each follower in questioner.Followers do           Linha 01
  begin                                               Linha 02
    follower.knowledge = knowledge(follower,question) ; Linha 03
    follower.trust = talk(follower,questioner)* sim(follower,u) ; Linha 04
    follower.activity = activity(follower) ;           Linha 05
    follower.victories = 0 ;                           Linha 06
  end.                                               Linha 07
/*Weight Product Model*/                               Linha 08
for each f1 in questioner.Followers do               Linha 09
  for each f2 in questioner.Followers do             Linha 10
    begin                                             Linha 11
      if (f1==f2)                                     Linha 12
        continue ;                                   Linha 13
      knowledge_ratio =map(f1.knowledge)÷map(f2.knowledge) ; Linha 14
      trust_ratio = map(f1.trust) ÷map(f2.trust) ;     Linha 15
      activity_ratio = map(f1.activity) ÷map(f2.activity) ; Linha 16
      comparison = (knowledge_ratio^K)*(trust_ratio^T)*(activity_ratio^A); Linha 18
      if (comparison=1)                               Linha 19
        begin                                         Linha 20
          f1.victories++;                             Linha 21
          f2.victories++;                             Linha 22
        end.                                         Linha 23
      else if (comparison>1)                           Linha 24
        f1.victories++;                               Linha 25
      else if (comparison<1)                           Linha 26
        f2.victories++;                               Linha 27
    end.                                             Linha 28
  end.                                             Linha 29
sort_according_victories(questioners.Followers);    Linha 30
return questioner.Followers;                         Linha 31

```

Inicialmente, é calculado o valor dos atributos para cada seguidor do usuário que solicita a recomendação: conhecimento (Linha 03), confiança (Linha 04) e atividade (Linha 05). As funções *knowledge*, *trust* e *activity* funcionam conforme comentado nas seções 5.3, 5.4 e 5.5, respectivamente. Além disso, cada seguidor possui um atributo que contabilizará a quantidade de vezes que ele se mostrará superior nas comparações em pares (número de vitórias).

Após calcular os atributos de cada seguidor, o WPM é utilizado para ordenar os candidatos (início na Linha 8). Os usuários são comparados uns com os outros por meio do produto (Linha 18) das razões entre os atributos mapeados (Linhas 14, 15 e 16). Cada uma dessas razões é elevada ao peso do respectivo critério (Linha 18), de tal forma que a soma de todos os pesos deve ser igual a um (MILLER e STARR, 1969). O resultado da comparação é um número que indica a superioridade de um usuário sobre

o outro ou se ambos os usuários são “iguais” (possuem a mesma combinação de atributos). Se $comparisson > 1$, então o usuário f_1 é superior ao usuário f_2 e contabiliza-se uma vitória para o usuário f_1 (Linha 26). Se $comparisson < 1$, então o usuário f_1 é inferior ao usuário f_2 e contabiliza-se uma vitória para o usuário f_2 (Linha 28). Se $comparisson = 1$, então o usuário f_1 é idêntico ao usuário f_2 e considera-se um empate, ou seja, os dois recebem uma vitória (Linha 22 e Linha 23) ou nenhum recebe. Após as comparações, os usuários são ordenados de forma decrescente de acordo com o número de vitórias (Linha 30) e essa lista é retornada ao usuário como recomendação (Linha 31).

No Código Fonte 1 o pseudocódigo é apenas ilustrativo. Claramente, melhorias poderiam ser feitas (ex. não realizar a comparação quando os usuários têm a mesma combinação de atributos) e pequenos erros abstraídos poderiam ter sido tratados (ex. o laço que compara cada par de usuários duas vezes). Faz-se necessário esclarecer que a apresentação da solução dessa forma tem o objetivo de demonstrar como os conceitos apresentados nas seções anteriores são instanciados na forma de um algoritmo.

Capítulo 6

6. Validação do Modelo

6.1. Materiais e Métodos

A validação do Modelo proposto consiste em um método quantitativo. Foi planejado um experimento que objetivou avaliar a capacidade do modelo de qualificar corretamente pessoas que responderam perguntas no Twitter. Para esse fim, 160 perguntas e suas respostas foram recuperadas do Twitter (detalhes sobre as perguntas estão na Seção 6.1.1). Essas respostas foram avaliadas por dois membros do projeto (os quais desempenharam o papel de *avaliadores humanos*) que atribuíram pontuações relacionadas à sua relevância (no sentido de utilidade e agilidade) utilizando uma escala entre 1 e 4 (detalhes sobre a escala e as pontuações atribuídas estão na Seção 6.1.2). Após essa avaliação, os respondedores de cada pergunta foram ordenados de acordo com a pontuação de suas respostas. Uma premissa da validação é que o ranqueamento de respondedores de cada pergunta, baseado na pontuação atribuída pelos *avaliadores humanos*, é o ideal, ou seja, representa o ordenamento correto dos respondedores. Isso se deve, principalmente, ao fato de ter sido proposto por humanos.

O objetivo da validação é utilizar o modelo para gerar um ranque de respondedores mais próximo do ranque ideal. Dessa forma, para cada pergunta, um segundo ranqueamento de respondedores foi proposto pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas (ele ordena os candidatos de acordo com a combinação de conhecimento, confiança e atividade). A validação consiste em analisar quão similares são esses ranques: quanto mais parecidos são os ranques, mais forte é a evidência de que o Modelo para o Roteamento de Perguntas é capaz de predizer a qualidade da resposta por meio das características de cada candidato.

Para a comparação entre os ranques foram utilizadas duas métricas: Desconto

Normalizado do Ganho Cumulativo (*Normalized Discounted Cumulative Gain* – nDCG, em inglês) e Coeficiente de Correlação de Ranques de Spearman (*Spearman's Rank Correlation Coefficient* – SRCC, em inglês) (mais detalhes sobre essas métricas estão na Seção 6.1.3). As métricas SRCC e nDCG foram escolhidas para avaliar a proposta deste trabalho. Ambas as métricas são utilizadas para avaliar a relevância de determinado ranqueamento de itens, sendo a primeira usada para avaliar a relevância da ordenação proposta (relacionando a posição do item no ranque com sua relevância) independente dos ranques terem ou não os mesmos itens e a segunda é utilizada para comparar ranques com os mesmos itens. Nesse estudo, para ambas as métricas, quanto mais próximo de um for o resultado obtido, maior a evidência a favor do Modelo para o Roteamento de Perguntas.

A avaliação tem o objetivo de responder as seguintes perguntas.

- (1) *O Modelo para o Roteamento de Perguntas é capaz de prever o ranqueamento ideal?*- A fim de responder esta pergunta, as seguintes hipóteses foram levantadas:
 - a. $H_{a,1}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas gera ranques idênticos aos ranques ideais em 100% dos casos;
 - b. $H_{0,1}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO gera ranques idênticos aos ranques ideais em 100% dos casos;
- (2) *O Modelo para o Roteamento de Perguntas produz ranques com mais eficiência que um Algoritmo para o Ranqueamento Randômico?* – Como o método proposto para validação da proposta não é comum entre os trabalhos sobre SR, objetivou-se demonstrar a dificuldade de alcançar resultados significativos por meio de uma comparação disjuntiva entre o ranqueamento proposto pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas e um Algoritmo para Geração de Ranques Aleatórios. A fim de responder esta pergunta, as seguintes hipóteses foram levantadas:
 - a. $H_{a,2}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas sugere um

ranqueamento mais relevante do que o Algoritmo para o Ranqueamento Randômico;

- b. $H_{0,2}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO sugere um ranqueamento mais relevante do que o Algoritmo para o Ranqueamento Randômico;

(3) *Usar os critérios combinados é mais eficiente que utilizar os critérios separadamente?* – Um dos diferenciais do modelo proposto neste trabalho é o uso de um método para TDMC. Dessa forma, com o objetivo de comprovar a eficiência do uso do WPM serão realizadas comparações entre os resultados obtidos pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas e os obtidos pelo uso dos critérios separadamente. As seguintes hipóteses serão analisadas a fim de responder esta pergunta:

- a. $H_{a,3}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas é mais eficiente no ranqueamento dos respondedores do que qualquer critério utilizado separadamente;
- b. $H_{0,3}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO é mais eficiente no ranqueamento dos respondedores do que qualquer critério utilizado separadamente;

As próximas seções descrevem os detalhes sobre o processo de validação.

6.1.1. Características dos Dados

Foram utilizadas 160 perguntas publicadas no Twitter por usuários de diferentes etnias, em português e inglês, e que receberam respostas de pelo menos duas pessoas. Essas perguntas e a informação sobre os perguntadores e respondedores foram capturadas e estão disponíveis. Para selecionar as perguntas foi utilizada a própria ferramenta de busca do Twitter, a qual possui um filtro para mensagens desse tipo.

Em sua pesquisa sobre perguntas postadas em Redes Sociais, Morris, Teevan e Panovich (2010b) atribuíram às perguntas dois rótulos: tipo e assunto. De acordo com

os autores, existem 8 tipos de perguntas e 8 assuntos possíveis para uma pergunta. Entretanto, o Yahoo! Answers¹⁰ utiliza uma classificação utilizando apenas o assunto e propõe 25 diferentes assuntos para um pergunta. Neste trabalho, foi utilizada uma classificação híbrida, combinando esses classificadores. Na Tabela 1 estão apresentados, com objetivo de expor as características dos dados utilizados, os totais de perguntas contidas na amostra para cada combinação de tipo (MORRIS, TEEVAN e PANOVICH 2010b) e assunto (Yahoo! Answers) considerados.

¹⁰ <http://br.answers.yahoo.com/dir/index>

Tabela 1: Características da Amostra de Perguntas – Parte 1.

Assunto	Tipo da Pergunta								Total
	Recomendação	Opinião	Factual	Retórica	Convite	Favor	Indicação Social	Oferta	
<i>Artes e Humanidades</i>	1	0	0	0	0	1	0	0	2
<i>Beleza e Estilo</i>	4	0	0	0	0	0	0	1	5
<i>Negócios e Finanças</i>	6	2	1	0	0	0	2	1	12
<i>Carros e Transporte</i>	1	0	1	0	0	0	0	0	2
<i>Computadores e Internet</i>	11	2	11	1	1	1	0	1	28
<i>Eletrônicos</i>	2	1	2	1	0	1	0	1	8
<i>Educação</i>	3	0	2	0	0	1	0	0	6
<i>Entretenimento e Música</i>	9	8	3	1	0	1	2	1	25
<i>Meio Ambiente</i>	0	0	1	0	0	0	0	0	1
<i>Família e Relacionamentos</i>	1	1	0	1	1	0	0	0	4
<i>Comida e Bebida</i>	3	0	0	0	0	0	0	0	3
<i>Jogos e Recreação</i>	4	0	2	0	0	0	1	0	7
<i>Saúde</i>	4	1	2	1	0	0	0	0	8
<i>Casa e Jardim</i>	3	0	1	0	0	0	0	0	4
<i>Estabelecimentos Locais</i>	0	0	2	1	0	0	1	3	7
<i>Novidades e Eventos</i>	1	0	3	2	0	0	2	0	8
<i>Animais de Estimação</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>Política e Governo</i>	0	1	2	3	1	0	0	0	7
<i>Sociedade e Cultura</i>	0	1	3	2	0	2	2	0	10
<i>Esportes</i>	1	0	3	2	0	1	1	0	8
<i>Viagens</i>	2	0	1	0	0	0	1	1	5
Total	56	17	40	15	3	8	12	9	160

Analisando os dados da Tabela 1 é possível observar que a amostra abrange todos os tipos de perguntas considerados por Morris, Teevan e Panovich (2010b) e praticamente todos os assuntos de perguntas utilizados no Yahoo! Answers, exceto “Ciências Sociais”, “Gravidez e Paternidade” e “Ciência e Matemática” e

“Restaurantes”.

Cada uma dessas perguntas foi respondida por pelo menos duas pessoas. Na Tabela 2 é apresentada a distribuição da quantidade de respondedores da amostra.

Tabela 2: Características da Amostra de Perguntas – Parte 2

Total de Respondedores	Total de Perguntas	Percentual da Amostra
Dois	63	39,375%
Três	21	13,125%
Quatro	26	16,25%
Cinco	50	31,25%
Total	160	100%

É possível observar que as perguntas receberam entre duas e cinco respostas e no total havia 543 respondedores. Essas respostas foram avaliadas e pontuadas com base na escala de relevância que será detalhada na próxima seção. Os respondedores de cada pergunta foram ordenados de acordo com a relevância de suas respostas, sendo este o ranqueamento considerado ideal pelo estudo.

6.1.2. Escala de Relevância

As respostas das perguntas foram avaliadas por dois *avaliadores humanos* que atribuíram pontuações numa escala de relevância entre 1 e 4. Nessa escala, a pontuação 1 (um), considerada como a pior, foi atribuída às respostas que, na opinião dos *avaliadores humanos*, não foram úteis ao respondedor; a pontuação 2 (dois) foi atribuída às respostas que indicavam fontes nas quais o perguntador poderia satisfazer sua necessidade de informação (ex. link na Web, contato que possa saber a resposta, bibliografia sobre o assunto); a pontuação 3 (três) foi atribuída às respostas que, mesmo sendo consideradas como satisfatórias, não iriam satisfazer inteiramente o perguntador, tornando outras respostas ainda necessárias; e, finalmente, a pontuação 4 (quatro) foi atribuída às respostas que, na opinião dos *avaliadores humanos*, satisfazem totalmente a necessidade de informação do perguntador, tornando inútil qualquer outra resposta diferente. É importante enfatizar que, quando as pontuações estavam sendo atribuídas, os *avaliadores humanos* não tinham nenhuma informação sobre os usuários envolvidos (perguntadores e respondedores) nem sobre a ordem em que as respostas foram dadas, ficando visível apenas as perguntas e suas respectivas respostas.

Quando a relevância de uma resposta é avaliada, indiretamente, também está sendo avaliada a capacidade do autor. Cada pergunta foi respondida por no mínimo duas pessoas e, após as respostas serem avaliadas, seus autores foram ordenados de acordo com a relevância de suas respostas e a ordem em que a resposta foi dada. Uma premissa do trabalho ora apresentado é que este ranqueamento é o ideal. Para cada pergunta, também foi gerado um ranque dos respondedores utilizando o Modelo para o Roteamento de Perguntas proposto neste trabalho. Foram passados como entrada do modelo: a pergunta, o perguntador e foram considerados como seguidores apenas os autores das respostas. O modelo devolveu a lista de respondedores ordenados de acordo com o resultado do WPM. A validação da proposta constituiu em comparar o ranque criado pelos *avaliadores humanos* com o ranque proposto pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas. Quanto mais similares forem esses dois ranques maiores os indícios de que modelo tem uma boa capacidade de qualificar os respondedores (métrica SRCC). Além disso, outra validação refere-se a analisar a ordem em que os respondedores aparecem no ranque proposto pelo algoritmo de roteamento (métrica nDCG).

Cada pergunta foi considerada como um ensaio e os autores das respostas foram ranqueados de acordo com a relevância atribuída às suas respostas. Entretanto, considerando apenas a relevância atribuída pelos *avaliadores humanos*, é possível que haja empate no processo de ordenação. Nesses casos, o critério de desempate escolhido foi a ordem em que a resposta foi publicada: as respostas são ordenadas de acordo com os *avaliadores humanos* e, em caso de empate, as respostas que foram publicadas antes assumem uma posição superior às outras de mesma pontuação. Entretanto, para enaltecer a análise, é importante que as relevâncias de todas as respostas sejam distintas. Dessa forma, para garantir que as pontuações das respostas de uma mesma pergunta sejam diferentes, após a ordenação pela relevância, uma pontuação adicional é dada a cada resposta de acordo com a ordem em que foram publicadas. Essa pontuação adicional corresponde à quantidade de respostas menos a posição que a resposta ocupa no ranque de relevância (iniciando por zero).

Por exemplo, considerar a situação em que uma pergunta recebeu três respostas: à primeira resposta recebida (A) foi atribuída a relevância 2, à segunda resposta recebida

(B) foi atribuída a pontuação 3 e à terceira e última resposta recebida (C) também foi atribuída a relevância 3. Inicialmente, as respostas são ordenadas de acordo com a relevância: B (3), C (3) e A (2). Em seguida, a segunda pontuação é adicionada. Após essa adição, o ranqueamento nunca muda, mas todas as respostas terão pontuações distintas: B ($3 + (3-0) = 6$), C ($3 + (3-2) = 5$) e A ($2 + (3-2) = 3$). Na soma entre parênteses, a primeira parcela corresponde à relevância atribuída pelos *avaliadores humanos* e a segunda parcela corresponde à diferença entre a quantidade de respostas e a posição da resposta na lista ordenada (pontuação adicional). Após essa adição, todas as respostas têm diferentes pontuações e estão ordenadas de acordo com essas pontuações.

Na próxima seção serão detalhadas as métricas utilizadas no processo de validação.

6.1.3. As Métricas

As métricas escolhidas para avaliar a proposta foram Desconto Normalizado do Ganho Cumulativo (*Normalized Discounted Cumulative Gain* – nDCG, em inglês) e Coeficiente de Correlação de Ranques de Spearman (*Spearman's Rank Correlation Coefficient* – SRCC, em inglês). O SRCC foi utilizado para avaliar a similaridade entre dois ranques com os mesmos itens e o nDCG foi utilizado para avaliar a relevância da ordenação proposta, independente dos itens serem iguais ou não.

O nDCG é uma variação normalizada do Desconto do Ganho Cumulativo (*Discounted Cumulative Gain* – DCG, em inglês). São utilizadas na RI e existem diversas variações sobre como calculá-los. Neste trabalho foi utilizada considerada a Equação (11):

$$DCG = \sum_{i=1}^n \frac{2^{rel_i} + 1}{\log_2(i + 1)} \quad (11)$$

Em que n corresponde ao total de respostas e rel_i a relevância do item que está na posição i . Os valores máximo e mínimo do DCG variam de acordo com as características do problema (ex. quantidade de itens sendo recomendada, relevância

dos itens, etc.). Por este motivo, na apresentação dos resultados o DCG será apresentado normalizado (nDCG), por meio da Equação (12):

$$nDCG = \frac{DCG - DCG_{min}}{DCG_{max} - DCG_{min}} \quad (12)$$

Em que DCG_{max} e DCG_{min} correspondem respectivamente ao melhor e pior valores possíveis em cada ensaio.

O SRCC é utilizado em estudos estatísticos para caracterizar a correlação entre dados. Para o caso em que se sabe que não há itens repetidos, o resultado do SRCC varia entre -1 (o que indicaria ranques inversamente proporcionais, ex. (1, 2, 3) e (3, 2, 1)) e 1 (o que indicaria ranques exatamente iguais, ex. (1, 2, 3) e (1, 2, 3)), podendo ser calculado pela Equação (13).

$$SRCC = 1 - \frac{6 * \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n * (n^2 - 1)} \quad (13)$$

Em que n representa o número de itens, x_i representa a posição proposta para o item que está no primeiro ranque na posição i , y_i representa a ordem proposta para o item que está no outro ranque na posição i e $(x_i - y_i)$ é a diferença entre as duas ordens propostas.

O objetivo ao acrescentar a pontuação adicional às respostas é evitar que haja itens com a mesma relevância. Dessa forma, não há empates no ranqueamento dos respondedores, só havendo uma solução correta que é representada por nDCG igual a 1 e SRCC também igual a 1. Além disso, quanto mais próximo de 1 forem ambos os resultados melhor terá sido o desempenho do Modelo.

Nas próximas seções serão respondidas as perguntas utilizadas na Seção 6.1 para validar a proposta.

6.2. O Modelo é Capaz de Predizer o Ranqueamento Ideal?

Na Tabela 3 é apresentada a média de nDCG obtida para cada um dos tipos de pergunta.

Tabela 3: Média de nDCG por Tipo de Pergunta.

Tipo de Pergunta	Média de nDCG
Factual	0,91 ± 0,26
Favor	1,00 ± 0,00
Convite	0,99 ± 0,01
Oferta	0,84 ± 0,31
Opinião	0,83 ± 0,31
Recomendação	0,92 ± 0,23
Retórica	0,90 ± 0,25
Indicação Social	0,87 ± 0,28
Média	0,90

Na Tabela 4 é apresentada a média de nDCG obtida para cada assunto de pergunta considerada neste trabalho.

Tabela 4: Média de nDCG por Assunto da Pergunta.

Assunto da Pergunta	Média de nDCG
<i>Artes e Humanidade</i>	1,00 ± 0,00
<i>Beleza e Estilo</i>	1,00 ± 0,00
<i>Negócios e Finanças</i>	0,85 ± 0,36
<i>Carros e Transporte</i>	1,00 ± 0,00
<i>Computadores e Internet</i>	0,91 ± 0,25
<i>Eletrônicos</i>	0,79 ± 0,35
<i>Educação</i>	0,88 ± 0,22
<i>Entretenimento e Música</i>	0,85 ± 0,30
<i>Meio Ambiente</i>	1,00
<i>Família e Relacionamentos</i>	0,81 ± 0,37
<i>Comida e Bebida</i>	0,99 ± 0,02
<i>Jogos e Recreação</i>	0,99 ± 0,01
<i>Saúde</i>	0,99 ± 0,01
<i>Casa e Jardim</i>	1,00 ± 0,00
<i>Estabelecimentos Locais</i>	0,87 ± 0,33
<i>Notícias e Eventos</i>	0,88 ± 0,29
<i>Política e Governo</i>	0,90 ± 0,26
<i>Sociedade e Cultura</i>	1,00 ± 0,00
<i>Esportes</i>	0,90 ± 0,26
<i>Viagem</i>	0,83 ± 0,35
Média Geral	0,90

Na Tabela 5 é apresentada a média de nDCG obtida para cada quantidade de respondedores.

Tabela 5: Média de nDCG por Quantidade de Respondedores.

Total de Respondedores	Média de nDCG
Dois	1,00 ± 0,00
Três	0,90 ± 0,30
Quatro	0,87 ± 0,30
Cinco	0,80 ± 0,31
Média Geral	0,90

Analisando os resultados apresentados nas Tabela 3, Tabela 4 e Tabela 5, observa-se, claramente, que o Modelo para o Roteamento de Perguntas alcançou resultados promissores, independente de tipo, categoria ou quantidade de respondedores.

O tipo mais comum de pergunta na amostra foi **Recomendação** (houve 56 perguntas deste tipo), isso faz bastante sentido, visto que é um dos tipos de problema que não são bem resolvidos por Ferramentas de Busca. Em relação à métrica nDCG, duas perguntas deste tipo (sobre *Negócios e Finanças* e *Entretenimento e Música*) obtiveram o pior desempenho entre as 160 perguntas: 0 (zero). Embora haja algumas características similares entre essas perguntas (como terem sido respondidas por apenas três pessoas e não terem respostas ótimas) não foi encontrada uma justificativa para esse resultado negativo isolado. Uma possível explicação é se tratam de *outliers*. Entretanto, no geral, foram obtidos resultados bastante positivos e promissores: 139 perguntas (86,87%) obtiveram valores de nDCG superiores a 0,90 e 114 perguntas (71,25%) alcançaram valores ótimos, ou seja, ranques idênticos aos propostos pelos *avaliadores humanos* (nDCG=1 e SRCC=1). Todas as perguntas do tipo **Favor** (8) obtiveram valores ótimos, mas é importante ressaltar que todas elas receberam apenas duas respostas. Nesses casos, os únicos resultados possíveis são o melhor (1) e o pior caso (0). De toda forma, todas as 64 perguntas (40,00%) que só possuíam duas respostas (requisito mínimo para pertencer à amostra) obtiveram resultado ótimo (nDCG=1 e SRCC=1).

Em relação aos assuntos, seis dos vinte tipos apresentaram o resultado ótimo em todas as perguntas (foram eles: *Artes e Humanidade*, *Beleza e Estilo*, *Carros e Transporte*, *Meio Ambiente*, *Case e Jardim* e *Sociedade e Cultura*). Possivelmente, o baixo número de perguntas nessas categorias e o fato de 66,00% delas só terem duas respostas contribuíram para este resultado. Entretanto, resultados igualmente positivos também foram alcançados pelos assuntos com mais perguntas: a média de nDCG dos

assuntos *Computadores e Internet* e *Entretenimento e Música* foi superior a 0,85. Além disto, mais da metade destas perguntas (62,00%) obteve mais de duas respostas, o que aumentaria a probabilidade de erro no ranqueamento resultando em um valor mais baixo de nDCG. Entretanto, esta particularidade não foi suficiente para afetar negativamente o resultado alcançado.

Quando se observa a média de nDCG obtida por quantidade de respondedores, percebe-se que os resultados também foram bastante satisfatórios: todas as médias foram superiores a 0,70. Além disso, conforme comentado anteriormente, todas as perguntas com apenas duas respostas receberam ranques idênticos aos ideais. Todos estes resultados são um forte indício de que o modelo alcançou um desempenho significativo, independente de tipo, assunto ou quantidade de respondedores da pergunta.

O SRCC foi utilizado para medir a correlação (e também a similaridade) entre ranques com os mesmos itens. Sua escala varia entre -1, indicando ranques assimétricos (ex. 1, 2, 3 e 3, 2, 1), e 1, indicando ranques idênticos (ex. 1, 2, 3 e 3, 2, 1). Nessa métrica, apenas 7,00% das perguntas (11/160) obteve um coeficiente negativo. Entretanto, a quantidade de coeficiente positivo foi muito mais alta (93,00%). Além disso, 114 das perguntas (71,25%) obtiveram ranques idênticos aos propostos pelos *avaliadores humanos*.

Para responder a pergunta que inicia esta seção, as seguintes hipóteses foram formuladas:

- a. $H_{a,1}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas gera ranques idênticos aos ranques ideais em 100% dos casos;
- b. $H_{0,1}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO gera ranques idênticos aos ranques ideais em 100% dos casos.

Para confirmar a veracidade dessas hipóteses um teste binomial foi realizado utilizando a ferramenta R¹¹. O resultado do teste, conforme já esperado, foi um p-valor

¹¹ <http://www.r-project.org/>

de 1,0 ($\alpha=5\%$), o qual confirma a veracidade da hipótese nula $H_{0,1}$. Garantir uma acurácia de 100%, para não dizer impossível, é uma tarefa muito difícil. Entretanto, ao realizar um teste binomial unilateral à direita foi verificado que estatisticamente em mais de 64,00% dos casos a ordenação proposta pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas é idêntico ao proposto pelos *avaliadores humanos* (p-valor= 0.03219 e $\alpha=5\%$). Desta forma, embora não tenha sido possível prever o ranqueamento ideal em todos os ensaios, os resultados apresentados são promissores e confirmam o desempenho satisfatório do Modelo para o Roteamento de Perguntas.

6.3. O Modelo Produz Ranques com mais Eficiência que um Algoritmo para o Ranqueamento Randômico?

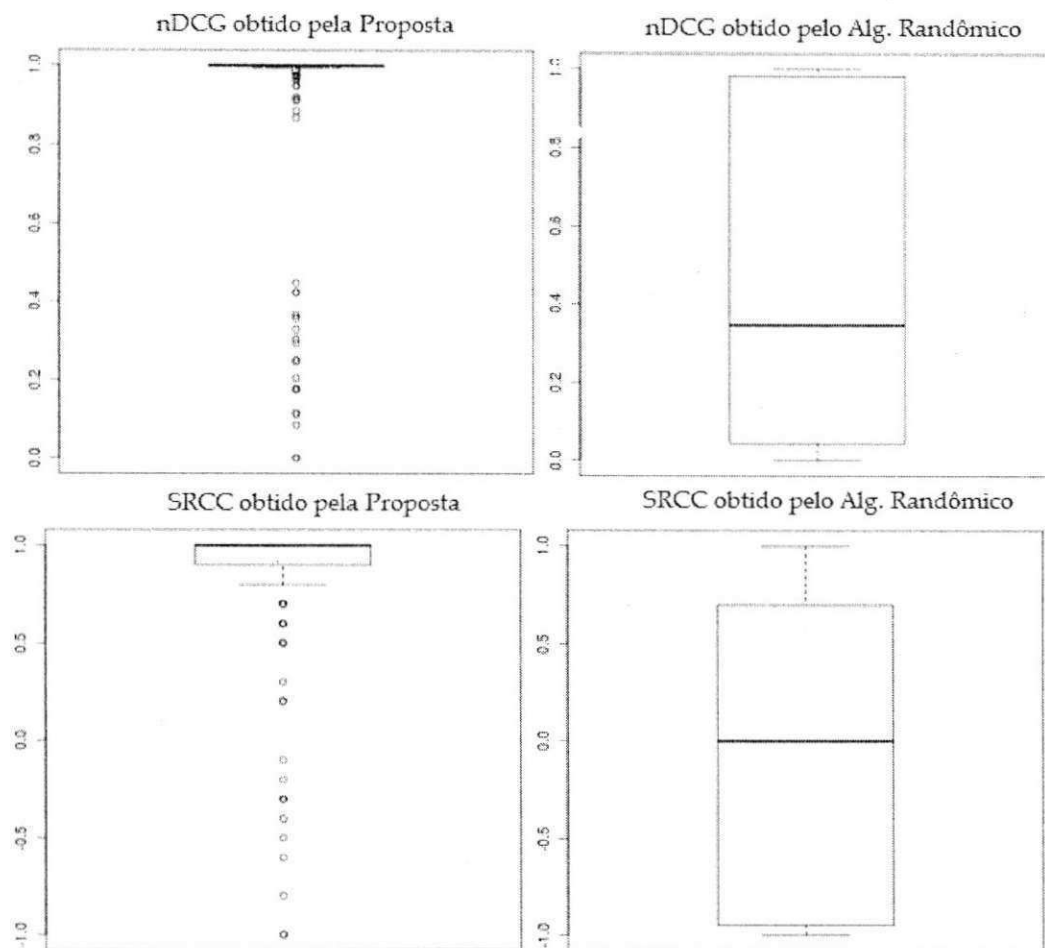
Frequentemente, os trabalhos sobre SR utilizam um método qualitativo para validar as soluções propostas. Nesta pesquisa, foi utilizado um método quantitativo diferenciado, pois foi concebido pelos próprios autores, o qual permite a fácil comparação entre diferentes versões de Modelos para o Roteamento de Perguntas. Objetivando demonstrar a relevância dos resultados obtidos e os méritos da forma de validação, realizou-se uma comparação disjuntiva entre a solução proposta e um Algoritmo Gerador de Ranques Aleatórios. Para esse fim, as seguintes hipóteses foram formuladas:

- a. $H_{a,2}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas sugere um ranqueamento mais relevante que o Algoritmo para o Ranqueamento Randômico;
- b. $H_{0,2}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO sugere um ranqueamento mais relevante que o Algoritmo para o Ranqueamento Randômico.

Na Figura 4 é apresentada uma comparação, utilizando *boxplots*, para os resultados obtidos pelas duas estratégias utilizando as mesmas métricas. Os *boxplots* são gerados a partir dos valores de nDCG e SRCC alcançados em cada ensaio. No lado esquerdo da Figura 4 são apresentados os resultados obtidos pela proposta deste trabalho, no lado direito os obtidos pelo Algoritmo para Ranqueamento Randômico, na parte superior é apresentada a comparação utilizando o nDCG e na parte inferior

utilizando o SRCC.

Figura 4: Comparação entre Solução Proposta e Algoritmo Para Geração de Ranques Aleatórios.



Conforme comentado anteriormente, o valor ótimo de nDCG e SRCC é 1. Nota-se, ao se observar a Figura 4 que os resultados alcançados pela proposta são mais próximos do ideal. Além disso, o desvio padrão (variação em torno da média), que está relacionado diretamente com o comprimento das caixas, é próximo a zero, o que é considerado igualmente positivo, pois significa pouca variação nos resultados. Para responder a pergunta que abre esta seção, inicialmente, foi realizado um teste Shapiro Wilk para verificar a normalidade das distribuições de nDCG e SRCC. Para todas as quatro distribuições, um p-valor menor que $2,2e-16$ ($\alpha=5\%$) foi obtido. Como o p-valor é menor que o nível de significância, a hipótese nula, de que os dados não são normais, é aceita.

Devido a não normalidade dos dados, o teste Wilcoxon Signed Rank foi utilizado para comparar as distribuições e determinar a técnica com o melhor desempenho. Como em ambas as métricas o valor ótimo é 1 (um) foi realizado o teste Wilcoxon Signed Rank unilateral à direita para *verificar se o Modelo para o Roteamento de Perguntas obteve distribuições estatisticamente superiores as do Algoritmo Randômico*. Para ambas as métricas analisadas, a comparação entre as distribuições de nDCG e SRCC, foi obtido um p-valor menor que $2.2e-16$, o qual confirma a hipótese alternativa, ou seja, *para ambas as métricas o desempenho da Proposta foi estatisticamente melhor*, o que confirma a veracidade da hipótese $H_{a,2}$. Esta conclusão ganha mais credibilidade ao se observar os *boxplots* das distribuições na Figura 4: como não há interseção entre os intervalos de confiança, se garante que o teste está correto.

O objetivo principal desta comparação disjuntiva é esclarecer sobre a dificuldade para se alcançar resultados significativos pelo método escolhido. Assim, conforme esperado, o Modelo para o Roteamento de Perguntas, proposta deste trabalho, obteve desempenho melhor que o Algoritmo Gerador de Ranques Aleatórios.

6.4. Usar os Critérios Combinados é mais Eficiente que Utilizar os Critérios Separadamente?

A comparação entre o uso do WPM e o uso dos critérios individualmente é apresentada e tem o objetivo de demonstrar a vantagem de se utilizar um método de TDMC. Para realizar a comparação, as seguintes hipóteses foram formuladas.

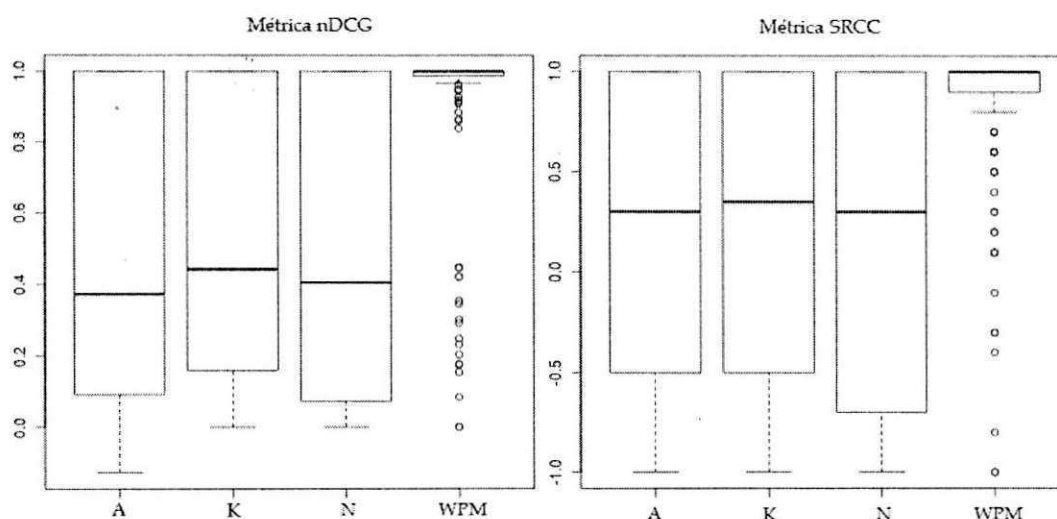
- a. $H_{a,3}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas é mais eficiente no ranqueamento dos respondedores do que qualquer critério utilizado separadamente;
- b. $H_{0,3}$ – O Modelo para o Roteamento de Perguntas NÃO é mais eficiente no ranqueamento dos respondedores do que qualquer critério utilizado separadamente.

Para confirmar a veracidade das hipóteses, foram realizadas comparações entre os resultados obtidos pelo Modelo para o Roteamento de Perguntas e os obtidos pelo uso

dos critérios individualmente. No caso de todas as comparações demonstrarem a superioridade dos resultados obtidos pela proposta deste trabalho, a hipótese $H_{\alpha,3}$ será aceita como verdadeira.

Na Figura 5 é apresentada a comparação, novamente, utilizando *boxplots*. No lado esquerdo da Figura 5 estão os resultados para a métrica nDCG e no lado direito para a métrica SRCC. Além disto, a letra 'A' representa os dados com o uso somente da Atividade, a letra 'K' representa os dados com o uso somente do Conhecimento, a letra 'T' representa os dados com o uso somente da Confiança e WPM representa os resultados obtidos pelo Modelo.

Figura 5: Comparação entre nossa proposta e o uso dos critérios individualmente.



Visivelmente, o uso do WPM proporcionou melhores resultados que o uso dos critérios individualmente. Foi utilizado o Friedman Rank Sum Test para comprovar se havia diferença estatística entre os resultados. Para ambas as métricas, o resultado do teste foi um p-valor menor que $2.2e-16$ ($\alpha=5\%$), o qual confirma que há diferença estatística entre os resultados dispostos na Figura 5.

Em seguida, tendo em vista que todas as distribuições foram confirmadas como não normais, os resultados foram comparados em pares utilizando o teste Wilcoxon Signed Rank ($\alpha=5\%$) e os resultados desta comparação estão dispostos no Quadro 5.

Quadro 5: Comparação utilizando o teste Wilcoxon Signed Rank.

Hipótese	P-valor	Conclusão
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica nDCG que o Conhecimento individualmente	1,357e-15	Aceita
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica nDCG que a Atividade individualmente	6,701e-16	Aceita
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica nDCG que o Confiança individualmente	4,025e-16	Aceita
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica SRCC que o Conhecimento individualmente	8,521e-16	Aceita
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica SRCC que a Atividade individualmente	1,162e-15	Aceita
WPM obteve resultados melhores em relação à métrica SRCC que o Confiança individualmente.	Menos que 2,2e-16	Aceita

Observa-se, a partir dos resultados das comparações apresentados no Quadro 5, que o WPM obteve resultados superiores para ambas as métricas confirmando a hipótese $H_{a,3}$.

Todos estes resultados corroboram com a conclusão de que o Modelo para o Roteamento de Perguntas proposto, resultado da modelagem de critérios subjetivos e do uso de método de TDMC, demonstrou uma capacidade satisfatória na tarefa de previsão da aptidão de respondedores.

6.5. Ameaças à Validade

Nesta seção, são discutidas as limitações do trabalho desenvolvido. Para analisar a validade foram considerados os quatro tipos de ameaça: externa, interna, conclusão e de construção. A validação externa está relacionada à generalização das conclusões para outros contextos, já a validade interna corresponde a verificar se o resultado obtido é consequência da manipulação que foi feita e não de outro fator. A validade de conclusão trata da correlação correta entre o que foi observado e as conclusões obtidas e, por fim, a validade de construção se refere a problemas no planejamento e no controle do experimento.

Em relação à validade externa, uma ameaça às conclusões alcançadas é que a quantidade de perguntas de alguns assuntos é muito pequena para considerar os resultados significativos no mundo real. Entretanto, enfatiza-se que todos os resultados principais foram verificados estatisticamente e não fazem distinção sobre o tipo ou assunto da pergunta. O objetivo principal ao descrever os dados desta forma foi apresentar as características da amostra de perguntas. Além disto, conforme

comentado, foram obtidos resultados bastante satisfatórios para os grupos com maior quantidade de perguntas.

Em relação à validade interna, no caso de haver incoerência entre as pontuações atribuídas pelos *avaliadores humanos* que avaliaram as respostas, as conclusões obtidas precisariam ser revistas. No caso improvável de um terceiro *avaliador* avaliar de forma bastante diferente as respostas (exatamente o oposto, por exemplo) as conclusões observadas não se verificariam. Ressalta-se que isso é altamente improvável, pois se garante que a idoneidade dos *avaliadores* e acurácia de suas avaliações. Além disso, todas as perguntas, respostas, avaliações e dados utilizados no experimento estão disponíveis para apreciação¹².

Em relação à validade de conclusão, o que está sendo proposto é uma técnica para recomendar indivíduos como os mais aptos a responder determinada pergunta. Assim, o experimento ideal seria utilizar o Modelo para rotear perguntas em um contexto real e avaliar a opinião (satisfação) dos perguntadores e a utilidade das respostas providas. Nesse trabalho, optou-se por usar a técnica para avaliar respondedores e comparar esta avaliação com a realizada por *avaliadores humanos*. Presumisse que esse método também avalia, mesmo que marginalmente, a efetividade do Modelo para Roteamento de Perguntas. Infelizmente, uma avaliação qualitativa ainda não pode ser realizada, devido a problemas para o desenvolvimento de uma versão profissional do software. Entretanto, é de conhecimento geral que avaliações qualitativas também têm suas limitações, por se tratarem de uma avaliação subjetiva, cujos resultados são dificilmente replicáveis e comparáveis, enquanto que a estratégia utilizada neste trabalho não carece destas deficiências.

Em relação à validade de construção, é possível enumerar alguns problemas enfrentados durante o planejamento do experimento que podem prejudicar as conclusões obtidas: seleção manual das perguntas e respostas, captura dos dados necessários ao modelo, falta de garantias que as respostas providas foram úteis ao questionador, etc. Entretanto, mesmo com essas limitações, foi possível confirmar estatisticamente as conclusões obtidas. Além disto, a seleção da amostra de perguntas,

¹² http://www.4shared.com/rar/WNy5_S5E/experimento.html

da forma como foi conduzida, tornou-a mais representativa da população, visto que nessa o número de questões de cada tipo, assunto ou quantidade de respondedores não é igual, conforme apresentado em Paul, Hong e Chi (2011).

Capítulo 7

7. Considerações Finais

Na pesquisa ora apresentada foi proposto um Modelo para o Roteamento de Perguntas no contexto de Redes Sociais *online*. Os usuários desses ambientes vêm desenvolvendo o hábito de publicar perguntas para serem respondidas por seus contatos. Entretanto, direcionar a pergunta para um indivíduo específico pode garantir uma resposta correta e rápida. O objetivo do Modelo é caracterizar e identificar os indivíduos mais aptos a responder essas perguntas. Na validação foi proposto um experimento a partir do qual foi comparada a habilidade do Modelo em qualificar respondedores reais com a qualificação determinada por *avaliadores humanos*. Entre as conclusões obtidas, tem-se que em mais de 60% dos ensaios as qualificações foram idênticas.

Ao final do trabalho, acredita-se que o objetivo geral foi atingido conforme esperado. Como apresentado, o Modelo para o Roteamento de Perguntas utiliza informações que estão presentes na maioria das Redes Sociais *online*. Desta forma, adapta-lo para o contexto, por exemplo, do Facebook seria trivial. Entretanto, o Modelo foi validado apenas no contexto do Twitter, não possibilitando garantir que as conclusões observadas serão verificadas em outras Redes Sociais. Até porque, assim como há semelhanças exploradas pelo Modelo, há também diferenças significativas entre ambientes (ex. tamanho ilimitado das postagens, edição do fluxo na *Timeline*, etc.).

Em se tratando dos objetivos específicos, assegura-se que o planejamento foi bem executado e todas as etapas foram completadas conforme esperado. Dentre as contribuições desta pesquisa estão, a Revisão da Literatura e a Análise Comparativa entre os Trabalhos Relacionados (principalmente, por se tratar de uma nova linha de pesquisa), o Modelo para o Roteamento de Perguntas (que foi o primeiro a utilizar o método de TDMC) e o método de Validação assim como toda a informação necessária

à sua replicação (que permitirá comparar diferentes versões do Modelo, bem como Modelos de outros autores).

7.1. Contribuições

A partir deste trabalho, foram alcançadas, principalmente, três contribuições principais: (1) a discussão sobre o ato de compartilhar perguntas em Redes Sociais, um problema interessante e recente, que ainda não é resolvido diretamente pelas Redes Sociais; (2) a criação de um *dataset* que pode ser utilizado por pesquisas futuras para comparar técnicas diferentes; e (3) o Modelo para o Roteamento de Perguntas, uma técnica diferenciada dos trabalhos anteriores por ser direcionada ao contexto das Redes Sociais (enquanto trabalhos anteriores focam no contexto dos CQA) e por utilizar um MTDMC (enquanto trabalhos anteriores focam no uso de modelos probabilísticos).

7.2. Sugestões para Trabalhos Futuros

Como trabalho futuro propõe-se um estudo para comprovar se o direcionamento de perguntas é mais eficiente na prática que a publicação de perguntas para todos os contatos. Outra pesquisa pertinente seria um estudo sobre a existência de alguma relação entre os pesos de cada critério e as características da pergunta (tipo e assunto, por exemplo) e sobre métodos alternativos para estabelecer estes pesos. Além disto, sugere-se uma comparação entre o modelo proposto e os trabalhos relacionados, a fim de comprovar qual método é o superior. Para tanto, faz-se necessário um estudo sobre como adaptar a proposta a outros contextos (ou o contrário, adaptar outros modelos ao contexto da proposta).

Em relação às otimizações no modelo, algumas possibilidades ainda não foram exploradas. Entre eles destaca-se a utilização de semântica para modelar o conhecimento e a adição de um atributo para modelar a disponibilidades dos candidatos a especialista de maneira não uniforme. Além disto, podem ser conduzidos estudos com o objetivo de adicionar outras informações mais restritas ao contexto no qual o modelo será aplicado (ex. informação sobre as curtidas no Facebook, sobre os círculos no Google+ ou sobre os favoritos no Twitter).

Bibliografia

ADOMAVICIUS, G., MANOUSELIS, N., & KWON, Y. Multi-criteria Recommender Systems. *Recommender Systems*, 2011.

ADOMAVICIUS, G., & TUZHILIN, A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), p.734–749, 2005.

ANDRADE, J. C., NARDI, J. C., PESSOA, J. M., & DE MENEZES, C. S. Qsabe-um ambiente inteligente para endereçamento de perguntas em uma comunidade virtual de esclarecimento. *LA-WEB 2003*, 2003.

BAEZA-YATES, R., & RIBEIRO-NETO, B. *Modern information retrieval* (Vol. 82). Addison-Wesley New York, 1999.

BANERJEE, A., & BASU, S. A social query model for decentralized search. *Proceedings of the 2nd Workshop on Social Network Mining and Analysis*. ACM, New York (Vol. 124), 2000.

BOYD, D. & ELLISON, N. Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1-2), 2007.

BRODER, A. A taxonomy of web search. *ACM Sigir fórum*, 2002.

BURKE, Robin. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User Adapted Interaction*, v.12, n. 6, p. 331–370, 2002.

CAMPI, M. *Google irá desativar mais 10 serviços*, 2011. Disponível em: <http://info.abril.com.br/noticias/tecnologia-pessoal/google-ira-desativar-mais-10-servicos-05092011-14.shl>. Acesso em 4 de janeiro de 2013.

DAVITZ, J. YU, J., BASU, S., GUTELIUS, D., & HARRIS, A. iLink: search and routing in social networks. *Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, p. 931–940, 2007.

DIEHL, C. P., MONTEMAYOR, J. & PEKALA, M. Social Relationship Identification: An Example of Social Query. *2009 International Conference on Computational Science and Engineering*, p. 381-388, 2009.

DROR, G., KOREN, Y., MAAREK, Y., & SZPEKTOR, I. I Want to Answer, Who Has a Question? Yahoo! Answers Recommender System. *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, p. 1109–1117, 2011.

EHRlich, P. J. Procedimentos para Apoio às Decisões: Gestão dos Riscos e de Objetivos Conflitantes. *Escola de Administração de Empresas da Fundação Getúlio Vargas*, 2004.

EHRlich, K., LIN, C. Y., & GRIFFITHS-FISHER, V. Searching for experts in the enterprise: combining text and social network analysis. *Proceedings of the 2007 international ACM conference on Supporting group work*, p. 117–126, 2007.

FALLOWS, D. Search engine use. *Pew Internet & American Life Project*, p. 1-6, 2008.

FIGUEIRA FILHO, F.M., GEUS, P.L, & ALBUQUERQUE, J.P. Sistemas de recomendação e interação na Web Social. *Anais do VII Simpósio Brasileiro de Fatores Humanos em Sistemas Computacionais*, Porto Alegre, 2008.

FREITAS, C. M. D. S., NEDEL, L. P., GALANTE, R., LAMB, L. C., SPRITZER, A. S., FUJII, S., OLIVEIRA, J. P. M., ARAÚJO, R. M., & MORO, M. M. Extração De Conhecimento e Análise Visual de Redes Sociais. *Anais do XXVIII Congresso da SBC*, 2008.

FU, Y., XIANG, R., ZHANG, M., & LIU, Y. A PDD-Based searching approach for expert finding in intranet information management. *The third Asia Information Retrieval Symposium*, p. 43-53, 2006.

FU, Y., XIANG, R., LIU, Y., ZHANG, M., & MA, S. Finding Experts Using Social Network Analysis. *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI'07)*, p. 77-80, 2007.

FURTADO, A., & ANDRADE, N. Perfis de usuário na construção de um site de Q&A. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos*, 2011.

HARPER, F.M., MOY, D. & KONSTAN, J.A. Facts or friends? Distinguishing informational and conversational questions in social Q&A sites. *CHI 2009*, p. 759-768, 2009.

HARPER, F. M., RABAN, D., RAFAELI, S., & KONSTAN, J. A. Predictors of answer quality in online Q&A sites. *Proceeding of the twenty-sixth annual SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, p. 865–874, 2008.

HATCHER, ERIK, GOSPODNETIC, OTIS & MCCANDLESS, MICHAEL. *Lucene in Action*. 2 Ed, 2009.

HOROWITZ, D., & KAMVAR, S. D. The anatomy of a large-scale social search engine. *Proceedings of the 19th international conference on World Wide Web* p. 431–440, 2010.

HUBERMAN, B. A., ROMERO, D. M., & WU, F. Social networks that matter: Twitter under the microscope. *First Monday*, 14(1), 8, 2009.

JAVA, A., FININ, T., SONG, X., & TSENG, B. Why We Twitter : Understanding Microblogging. *Network*, p. 56–65, 2007.

JAMALI, M., & ESTER, M. A Matrix Factorization Technique with Trust Propagation for Recommendation in Social Networks Categories and Subject Descriptors. *Memory*, p. 135-142, 2010.

KUTER, U., & GOLBECK, J. Using probabilistic confidence models for trust inference in Web-based social networks. *ACM Transactions on Internet Technology*, 10(2), p. 1-23, 2010.

KWAK, H., LEE, C., PARK, H., & MOON, S. What is Twitter , a Social Network or a News Media ? Categories and Subject Descriptors. *Most*, p. 591–600, 2010.

LI, B., & KING, I. Routing questions to appropriate answerers in community question answering services. *Proceedings of the 19th ACM international conference on*

Information and knowledge management - CIKM '10, p. 1585–1588, 2010.

LIMA JUNIOR, W. T., BRANCO, C. F. C., & BARBOSA, P. Sistemas de recomendação de notícias nas mídias sociais buscam substituir o gatekeeping dos meios de comunicação de massa. *Comunicação & Inovação*, 10(19), p. 36-45, 2009.

LIN, C.Y., CAO, N., LIU, S. X., PAPADIMITRIOU, S., SUN, J., & YAN, X. SmallBlue: Social Network Analysis for Expertise Search and Collective Intelligence. *2009 IEEE 25th International Conference on Data Engineering*, p. 1483–1486, 2009.

LIU, C. AskWho: Finding Potential Answerers for Status Message Questions in Social Networks. *agora.cs.illinois.edu*, p. 1–5, 2010.

MARSH, S. P. *Formalizing trust as a computational concept*. Computing. Ph.D. Thesis, University of Stirling. Dept. of Computing Science, & Mathematics, 1994.

METEREN, R. & SOMEREN, M. Using Content-Based Filtering for Recommendation. *ECML Workshop: Machine Learning In New Information Age*, p. 47-56, 2000.

MIDDLETON, STUART E. *Capturing knowledge of user preferences with recommender systems*. University of Southampton, ECS, Doctoral Thesis, 2003.

MILLER, D. W. & STARR, M. K. *Executive Decisions and Operations Research*. Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs, New Jersey, 1969.

MISLOVE, A., GUMMADI, K. P., & DRUSCHEL, P. Exploiting social networks for Internet Search. *IRVINE IS BURNING*, 79, 2006.

MORRIS, M. R., TEEVAN, J. & PANOVIK, K. A Comparison of Information Seeking Using Search Engines and Social Networks. *Time*, p. 291-294, 2010a.

MORRIS, M. R., TEEVAN, J., & PANOVIK, K. What do people ask their social networks, and why?: a survey study of status message Q&A behavior. *Proceedings of the 28th international conference on Human factors in computing systems*. p. 1739–1748, 2010b.

MUI, Y. Q. & WHORISKEY, P. Facebook passes Google as most popular site on the

Internet, two measures show. *The Washington Post*, 2010.

NIELSEN ONLINE REPORT. *Social networks & blogs now 4th most popular online activity*, 2009. Disponível em: http://www.nielsen.com/us/en/insights/press-room/2009/social_networks_.html. Acesso em 4 de janeiro de 2013.

OLIVEIRA, E. S. G. & NUNES, J. M. G. Sociedade Do Conhecimento, Educação E Ansiedade De Informação: Efeitos Sobre A Ação Tutorial. *Universidade do Estado do Rio de Janeiro*, 2007.

PAUL, S. A., HONG, L., & CHI, E. H. Is Twitter a Good Place for Asking Questions? A Characterization Study. *Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, p. 578–581, 2011.

PETRY, H., VIEIRA, V., TEDESCO, P, & SALGADO, A. C. Um Sistema de Recomendação de Especialistas Sensível ao Contexto para Apoio à Colaboração Informal. *Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos*, p. 38-47, 2006.

PETRY, H., VIEIRA, V., TEDESCO, P, & SALGADO, A. C. ICARE: A Context-Sensitive Expert Recommendation System. *Proceedings of ECAI 2008 - Workshop on Recommender Systems*, p. 38-47, 2008.

QUAN, H. Online Social Networks & Social Network Services: A Technical Survey. *Pervasive Communication Handbook*. CRC, Chapter III. 4, 2011.

REATEGUI, E. B. & CAZELLA, S. C. Sistemas de Recomendação. *XXV Congresso da Sociedade Brasileira da Computação*. São Leopoldo, p. 306-348, 2006.

RECUERO, Raquel. *Redes Sociais na Internet*. Editora Meridional. Porto Alegre, 2009.

REICHLING, T., SCHUBERT, K., & WULF, V. Matching human actors based on their texts: design and evaluation of an instance of the ExpertFinding framework. *Proceedings of the 2005 international ACM SIGGROUP conference on Supporting group work*, p. 61–70, 2005.

SAKLIKAR, S., & SAHA, S. A Social Query Framework. *2nd International*

Conference on Communication Systems Software and Middleware – COMSWARE' 07, p. 1–11, 2007.

SARDA, K., GUPTA, P., MUKHERJEE, D., PADHY, S., & SARAN, H. A Distributed Trust-based Recommendation System on Social Networks. *Second IEEE workshop on Hot Topics in Web Systems and Technologies (HotWeb 2008)*, 2008.

SCHENKEL, R., CRECELIUS, T., KACIMI, M., MICHEL, S., NEUMANN, T., PARREIRA, J. X., & WEIKUM, G. Efficient top-k querying over social-tagging networks. *Proceedings of the 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval - SIGIR '08*, 523, 2008.

SHANTEAU, J., WEISS, D.J., THOMAS, R.P., POUNDS, J.C. Performance Based Assessment of Expertise: How to Decide If Someone is An Expert or Not, *European Journal of Operational Research*, vol. 132 n. 2, p. 253-263, 2002.

SILVA, E. M., COSTA, R. A., SCHMITZ, L. R. B., & MEIRA, S. R. L. SWEETS: um Sistema de Recomendação de Especialistas aplicado a uma plataforma de Gestão de Conhecimento a Introdução. *Revista de Informática Teórica e Aplicada - RITA*, 18, p. 83-111, 2011.

SILVA, S. R. P. & PEREIRA, R. Aspectos da Interação Humano-Computador na Web Social. *Proceedings of the VIII Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems (IHC'08)*, 2008.

SMIRNOVA, E., & BALOG, K. A user-oriented model for expert finding. *Advances in Information Retrieval*, p. 580–592, 2011.

SOUZA, C. C., MAGALHÃES, J. J. & COSTA, E. B. A Formal Model to the Routing Questions Problem in the Context of Twitter. *Proceedings of the IADIS WWW/Internet 2011*, p. 153-160, 2011.

SOUZA, C. C. D., MAGALHÃES, J. J. D., COSTA, E. B. de, & Fechine, J. M. Predicting Potential Responders in Twitter: A Query Routing Algorithm. *12th International Conference on Computational Science and Its Applications*, p. 714-729, 2012.

SYMEONIDIS, P.; NANOPOULOS, A.; PAPADOPOULOS, A. N. & MANOLOPOULOS, Y. Collaborative recommender systems: Combining effectiveness and efficiency. *Expert Systems with Applications*. Vol. 34, No. 4, 2008, p. 2995-3013, 2008.

TERRA. *Brasil: 90% das empresas usam redes sociais*, 2010. Disponível em <http://tecnologia.terra.com.br/noticias/0,,OI4702444-EI12884,00-Brasil+das+empresas+usam+redes+sociais+para+negocios.html>. Acesso em 3 de janeiro de 2013.

TRIANANTAPHYLLOU, E., & MANN, S. H. An examination of the effectiveness of multi-dimensional decision-making methods: *A decision-making paradox*. *Decision Support Systems*, 5(3), p. 303–312, 1989.

TWITTER BLOG. #numbers, 2011. Disponível em: <http://blog.twitter.com/2011/03/numbers.html>. Acesso em 4 de janeiro de 2013.

TWITTER BLOG. Twitter turns six, 2012. Disponível em: <http://blog.twitter.com/2012/03/twitter-turns-six.html>. Acesso em 4 de janeiro de 2013.

VIEIRA, F. M. P. *Um Modelo Multicritério para Gerir Conflitos na Composição de Aspectos*. Dissertação de Mestrado da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, 2006.

VIEIRA, V., TEDEŠCO, P., SALGADO, A. C., & Brézillon, P. Investigating the Specifics of Contextual Elements Management: The CEManTIKA Approach Our Working Definition of Context. *Proceedings of the 6th international and interdisciplinary conference on Modeling and using context*, p. 493-506, 2007.

WIELINGA, B. J., AKKERMANS, H., HASSAN, H., OLSSON, O., ORSVARN, K., SCHREIBER, G., TERPSTRA, P., de VELDE W. V. & WELLS, S. *Expertise model definition document*. University of Amsterdam, 1993.

ZHOU, T. C., LYU, M. R., & KING, I. A classification-based approach to question routing in community question answering. *Proceedings of the 21st international conference companion on World Wide Web - WWW '12 Companion*, p. 783–790, 2012.

Apêndice A – Artigo Publicado no ICWI 2011

A FORMAL MODEL TO THE ROUTING QUESTIONS PROBLEM IN THE CONTEXT OF TWITTER

Cleyton Caetano de Souza, Jonathas José de Magalhães, Evandro de Barros Costa
Department of Systems and Computing- Federal University of Campina Grande
Campina Grande-PB, Brazil

ABSTRACT

Search Engines are not always the best alternative to find information on the Internet. For highly personal queries, responses of individuals in social networks can be an interesting strategy. However, when posting a question that is visible to all users, there is the possibility of receiving several responses, including wrong answers. Filter responses between them and find what you really want can be an arduous process. The query router process consists in find the individual who knows the correct answer and direct the question only to him. This paper presents a formal model for the routing questions problem in the specific context of the social network Twitter. The main differential of our model is the fact that it is built for a specific social network and uses the particularities of the networks as part of the problem modeling. In addition, a proposal is presented to solve the model by the Weight Product Model.

KEYWORDS

Formal Models, Social Query, Query Router, Twitter.

Apêndice B – Artigo Publicado no ICCSA 2012

Predicting Potential Responders in Twitter: A Query Routing Algorithm

Cleyton Caetano de Souza¹, Jonathas José de Magalhães¹, Evandro de Barros Costa², and
Joseana Macêdo Fechine¹

¹Department of Systems and Computing
Federal University of Campina Grande
Campina Grande-PB, Brazil

²Computing Institute
Federal University of Alagoas
Maceió-AL, Brazil

Abstract. A phenomenon not so recent is the substantial increase in popularity and use of online social networks. With that has emerged a new way to find information online: the social query, which consists of posting a question in a social network and wait for responses from close friends. Usually, a question is posted to be visible to everyone, but we believe that this is not the best way: there will be the possibility of receiving several responses (including wrong), keep receiving answers where there is no need, do not receive answers, etc. The query router problem consists of finding the most able individual in the personal social network of the questioner. This work presents an algorithm to Routing Questions in Twitter. The model was validated through its predict capacity and the results shows that its recommendations match in half cases only when combined with a technique to enrich the information present in the question.

Keywords: Social Query, Routing Algorithm, Social Network, Twitter.

Anexo A – Testes Estatísticos Utilizados

Teste Shapiro-Wilk

Na estatística, o Teste Shapiro-Wilk testa a hipótese nula de que a amostra x_1, \dots, x_n vem de uma população com distribuição normal. Foi publicado em 1995 por Samuel Shapiro e Martin Wilk. Em estatística, o usuário deve rejeitar a hipótese nula caso o p-valor seja menor que o nível de significância.

Adaptado de: http://en.wikipedia.org/wiki/Shapiro-Wilk_test.

Teste Friedman

O Teste de Friedman é um teste estatístico não paramétrico desenvolvido pelo economista americano Milton Friedman. É similar ao teste paramétrico ANOVA, sendo utilizado para detectar diferenças de tratamento entre múltiplas distribuições. O procedimento envolve ordenar cada distribuição e comparar os ranques. A hipótese nula é que os ranques das distribuições são iguais.

Adaptado de: http://en.wikipedia.org/wiki/Friedman_test,
<http://127.0.0.1:25169/library/stats/html/friedman.test.html>.

Teste Wilcoxon-Signed Rank

O Teste Wilcoxon Signed-rank é um teste estatístico não paramétrico utilizado para comparar duas amostras relacionadas. O Teste, nomeado em homenagem a Frank Wilcoxon, pode ser utilizado como uma alternativa ao Teste T de Student e é usado para testar a hipótese nula sobre a relação (maior, igual ou menor) entre uma distribuição e uma média predefinida ou outra distribuição.

Adaptado de: http://en.wikipedia.org/wiki/Wilcoxon_signed-rank_test,
<http://127.0.0.1:25169/library/stats/html/wilcox.test.html>.

Teste Binomial

Na Estatística, o Teste Binomial é um teste para medir a significância estatística de observações com duas categorias possíveis.

Adaptado de: http://en.wikipedia.org/wiki/Binomial_test.