

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Rafael Ferreira de Almeida

**Recomendação de Recursos Educacionais para Grupos
em Redes Sociais**

Juiz de Fora, MG - Brasil
2016

Rafael Ferreira de Almeida

**Recomendação de Recursos Educacionais para Grupos
em Redes Sociais**

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Ciência da
Computação, do Instituto de Ciências Exatas da
Universidade Federal de Juiz de Fora como
requisito parcial para obtenção do título de
Mestre em Ciência da Computação.

Orientadora: Dra. Fernanda Cláudia Alves Campos.

Juiz de Fora

2016

Rafael Ferreira de Almeida

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Almeida, Rafael Ferreira de.

Recomendação de Recursos Educacionais para Grupos em Redes Sociais / Rafael Ferreira de Almeida. -- 2016.
107 f.

Orientadora: Fernanda Cláudia Alves Campos

Coorientador: Victor Ströele de Andrade Menezes

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Instituto de Ciências Exatas. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, 2016.

1. Sistemas de Recomendação para Grupos. 2. Redes Sociais.
I. Campos, Fernanda Cláudia Alves, orient. II. Menezes, Victor Ströele de Andrade, coorient. III. Título.

**Recomendação de Recursos Educacionais Para Grupos
em Redes Sociais**

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Ciência da
Computação, do Instituto de Ciências Exatas da
Universidade Federal de Juiz de Fora como
requisito parcial para obtenção do título de
Mestre em Ciência da Computação.

Aprovada em 18 de março de 2016.

BANCA EXAMINADORA

Dra. Fernanda Cláudia Alves Campos - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Victor Ströele de Andrade Menezes – Coorientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Stênio São Rosario Furtado Soares
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. José Maria Nazar David
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dra. Rosa Maria Esteves Moreira da Costa
Universidade do Estado do Rio de Janeiro

*Dedico este trabalho à minha família,
em especial aos meus pais Ernesto e
Maria da Graça, à minha irmã Priscila, e
a todos que acreditaram em sua realização.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a toda minha família. Em especial aos meus pais, que sempre me incentivaram e confiaram que a realização deste trabalho seria possível, à minha irmã pelo apoio de sempre, minha madrinha e a todos meus familiares, por todo o carinho e incentivo. Meu agradecimento a companheira de sempre, Aninha, pelo apoio em todos os momentos, pela compreensão, pelo carinho.

Meus agradecimentos a todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Ciência de Computação da UFJF pelos muitos ensinamentos, parceria e incentivo. Em especial, à minha orientadora, Fernanda Campos, agradeço por todos seus ensinamentos, sua paciência, seus conselhos e incentivos, que foram essenciais para a conclusão deste trabalho. E ao professor Victor Ströele também por seus ensinamentos, conselhos e incentivos, tão importantes para a conclusão deste trabalho.

Aos amigos que fiz durante o mestrado, em especial aos amigos de longa jornada Crys, Rodrigo e Paulo, que me incentivaram, cada um de sua maneira, a começar e, principalmente, a concluir este desafio. Obrigado pela parceria, apoio e incentivo. Aos participantes do estudo de caso agradeço pela atenção e disponibilidade.

"Talvez não tenhamos conseguido fazer o melhor, mas lutamos para que o melhor fosse feito. Não somos o que deveríamos ser, não somos o que iremos ser... mas Graças a Deus, não somos o que éramos."
Martin Luther King

RESUMO

Com a tendência de crescimento na quantidade de recursos educacionais disponíveis na Web e como os repositórios normalmente contemplam um amplo conjunto de assuntos e abordam objetivos educacionais distintos, a escolha de um recurso educacional é, ainda, um desafio. Os Sistemas de Recomendação representam uma ferramenta capaz de contribuir com a localização e seleção destes recursos. Entretanto, para que um Sistema de Recomendação consiga gerar recomendações satisfatórias, é importante identificar informações que ajudem a definir o perfil do usuário. Inúmeras informações a respeito do perfil, dos interesses, e das preferências dos usuários podem ser identificadas em decorrência das interações que ocorrem nas redes sociais. Esses usuários, muitas vezes, além de se organizarem em grupos de interesse também buscam, no tempo despendido nas redes sociais, recursos educacionais de seus interesses individuais ou coletivos. Este trabalho visa explorar as informações geradas por um grupo de usuários nas redes sociais no processo de busca e seleção de recursos educacionais de interesse comum de seus membros. São apresentados a proposta e o desenvolvimento de uma arquitetura, denominada BROAD-GRS, capaz de definir o perfil educacional de grupos de usuários da rede social Facebook e realizar recomendações de recursos educacionais ao grupo, respeitando as preferências de seus usuários membros e maximizando a satisfação geral de todos na escolha dos itens recomendados. A recomendação é baseada em três fontes de recursos educacionais: repositório de objetos de aprendizagem (BROAD), em repositórios de dados ligados (DBpedia e Open University) e em repositório de vídeo (Youtube). A avaliação da proposta foi feita a partir do desenvolvimento de um protótipo e um estudo de caso, cujos resultados apontam para a viabilidade da solução proposta.

Palavras-chave: Sistemas de Recomendação para Grupos, Redes Sociais.

ABSTRACT

With the growth of the amount of educational resources available on the web and as repositories usually include a wide range of subjects, including different educational goals, choosing an educational resource is still a challenge. The recommender systems represent a tool capable of contributing to the location and selection of these resources. However, to a recommender system generate satisfactory recommendations, it is important to identify information that helps to define the user's profile. Lots of information about profile, interests and preferences of the users can be identified as a result of interactions that occur in social networks. Many times those users, besides organizing themselves into interest groups, during their time spent on social networks, seek for educational resources of their individual or collective interests. This work aims to explore the information generated by a users group on social networks in the search and selection process of educational resources, considering their members common interest. The proposal and the development of an architecture named BROAD-GRS are presented, able to set educational profile of Facebook social network users groups and make recommendations of educational resources to the group, respecting the members preferences and maximizing the general satisfaction of all users in the choice of recommended items. The recommendation is based on three sources of educational resources: repository of learning objects (BROAD), linked data repositories (DBpedia and Open University), and video repository (Youtube). The evaluation of the proposal was made with the development of a prototype and a case study and the results pointed out to the viability of the proposed solution.

Keywords: Group Recommender Systems, Social Networks.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Termos de busca.....	32
Tabela 2 - String de busca derivada do PICOC.....	33
Tabela 3 - Escopo do experimento.....	35
Tabela 4 - Bases de pesquisa.....	36
Tabela 5 - Autores mais ativos.....	38
Tabela 6 - Principais meios de publicações.....	39
Tabela 7 - Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.....	51
Tabela 8 - Elementos contextuais usados no BROAD-GRS.....	57
Tabela 9 - Características consideradas para a definição do perfil do grupo.....	59
Tabela 10 - Exemplo de definição da característica preferências por mídia de um grupo.....	60
Tabela 11 - Comparação das fontes de recursos educacionais usadas na recomendação.....	62
Tabela 12 - Relação entre metadados e informações extraídas.....	63
Tabela 13 – Tabela usada na priorização dos recursos educacionais.....	74
Tabela 14 – Visão geral de tipos de entrevistas.....	86

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Organização da Dissertação.	22
Figura 2 - Número de estudos por etapa da filtragem.	37
Figura 3 - Sistema ubíquo adaptativo (WANG e WU, 2011).	45
Figura 4 - Diagrama dos componentes do sistema (RIBEIRO, FONSECA e FREITAS, 2013).	47
Figura 5 - Módulos do Happy Movie (QUIJANO-SANCHEZ et al., 2011).	48
Figura 6 - Visão geral da arquitetura de Fritzen et al. (2012).	49
Figura 7 - Arquitetura proposta por Pereira et al. (2014).	50
Figura 8 - Fluxo da arquitetura.	54
Figura 9 – Fluxo simplificado de recomendação do BROAD-GRS.	55
Figura 10 - Arquitetura do BROAD-GRS.	56
Figura 11 - Metadados considerados.	63
Figura 12 - Permissão necessária para extração de dados no Facebook.	67
Figura 13 - Informações disponíveis através da API do Facebook para dados do usuário.	68
Figura 14 - Informações disponíveis através da API do Facebook para dados do grupo.	69
Figura 15 – Uso da AlchemyAPI.	70
Figura 16 – Texto para extração de conceitos e palavras-chave usando a AlchemyAPI.	70
Figura 17 - Extração de conceitos usando a AlchemyAPI.	71
Figura 18 - Extração de palavras-chave usando a AlchemyAPI.	71
Figura 19 – MER da base de dados utilizada para apoio a todo o processo do BROAD-GRS.	73
Figura 20 – Página do BROAD-GRS recomendando arquivos do repositório para o tema “Linked Data”.	75
Figura 21 - SPARQL usada na recuperação de recursos na DBpedia.	76
Figura 22 - Página da DBPEDIA referente ao tema “Linked Data”.	76
Figura 23 - SPARQL usada na recuperação de recursos na Open University.	77
Figura 24 - SPARQL utilizando propriedade usada na recuperação de recursos na Open University.	77
Figura 25 - Página da Open University referente ao Book “Java”.	78
Figura 26 – Página do BROAD-GRS recomendando Dados Ligados para o tema “Linked Data”.	78
Figura 27 – Página do BROAD-GRS recomendando vídeos para o tema “Linked Data”.	79
Figura 28 – Parte da discussão sobre o tema abordado no Grupo 2.	85
Figura 29 – Parte do formulário utilizado na coleta de dados.	88
Figura 30 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados para o Grupo 1.	90
Figura 31 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados para o Grupo 1.	91
Figura 32 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados para o Grupo 2.	92
Figura 33 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de vídeos para o Grupo 1.	93
Figura 34 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de vídeos para o Grupo 2.	93

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Artigos por base de pesquisa.	36
Gráfico 2 - Artigos aceitos por base de pesquisa.	37
Gráfico 3 - Número de trabalhos relevantes por ano.	38
Gráfico 4 - Abordagens de recomendação utilizadas.	40
Gráfico 5 - Técnicas de extração de dados utilizadas.	41
Gráfico 6 - Recursos recomendados.	42
Gráfico 7 – Aceitação do usuário em relação às características extraídas.	89
Gráfico 8 – Aceitação do usuário em relação às recomendações feitas ao grupo.	90
Gráfico 9 – Aceitação do usuário em relação às recomendações do repositório.	91
Gráfico 10 – Aceitação do usuário em relação às recomendações de dados ligados.	92
Gráfico 11 – Aceitação do usuário em relação às recomendações de vídeos.	94

LISTA DE ABREVIACÕES

API	<i>Application Programming Interface</i>
AVA	<i>Ambiente Virtual de Aprendizagem</i>
CE	<i>Critério de Exclusão</i>
FBC	<i>Filtragem Baseada em Conteúdo</i>
FC	<i>Filtragem Colaborativa</i>
FH	<i>Filtragem Híbrida</i>
FOAF	<i>Friend of a Friend</i>
HTTP	<i>Hypertext Transfer Protocol</i>
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
LOM	<i>Learning Object Metadata</i>
MER	<i>Modelo Entidade Relacionamento</i>
OBA	<i>Agent Based Learning Objects</i>
PICOC	<i>População, Intervenção, Comparação, Saída, e Contexto</i>
QM	<i>Questão de Mapeamento</i>
QP	<i>Questão de Pesquisa</i>
RDF	<i>Resource Description Framework</i>
RFID	<i>Radio Frequency Identification</i>
SCORM	<i>Sharable Content Object Reference Model</i>
SIOC	<i>Semantically-Interlinked Online Communities</i>
SPARQL	<i>SPARQL Protocol and RDF Query Language</i>
SR	<i>Sistemas de Recomendação</i>
URL	<i>Uniform Resource Locator</i>
XML	<i>eXtensible Markup Language</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 Motivação.....	17
1.2 Problema	19
1.3 Questão de Pesquisa	19
1.4 Metodologia	20
1.5 Objetivos	20
1.6 Organização da Dissertação	21
2 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO	23
2.1 Definição	23
2.2 Recomendação para Grupos.....	25
2.3 Considerações Finais do Capítulo	27
3 MAPEAMENTO SISTEMÁTICA	29
3.1 Metodologia da Pesquisa.....	29
3.1.1 Etapas da Pesquisa	29
3.1.2 Mapeamento Sistemático	30
3.1.3 Termos de Busca	31
3.1.4 Fonte de Pesquisa	33
3.1.5 Critérios de Exclusão	34
3.1.6 Escopo do Experimento	34
3.2 Coleta de Dados	35
3.3 Relatório do Mapeamento Sistemático.....	37
3.4 Ameaças à Validade	42
3.5 Considerações Finais do Capítulo	43
4 TRABALHOS RELACIONADOS.....	45
4.1 Considerações Finais do Capítulo	51
5 PROPOSTA – BROAD-GRS	53
5.1 Arquitetura	56
5.2 Extração de Informações.....	57
5.3 Definição do Perfil do Grupo	58
5.4 Representação Semântica.....	60
5.5 Recomendação	61
5.5.1 Abordagem Baseada em Repositório	63
5.5.2 Abordagem Baseada em Dados Ligados.....	64
5.5.3 Abordagem Baseada em Vídeos.....	65
5.6 Implementação	66

5.6.1 Abordagem Baseada em Repositório	73
5.6.2 Abordagem Baseada em Dados Ligados.....	75
5.6.2 Abordagem Baseada em Vídeos.....	78
5.7 Considerações Finais do Capítulo	79
6 AVALIAÇÃO DA PROPOSTA.....	81
6.1 Projeto do Estudo de Caso	82
6.1.1 Seleção dos Indivíduos.....	84
6.1.2 Descrição do Processo de Recomendação.....	84
6.2 Preparação para a Coleta de Dados	85
6.3 Coleta de Dados	87
6.4 Análise dos Dados Coletados.....	88
6.5 Relatório	94
6.6 Considerações Finais do Capítulo	96
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	98
7.1 Conclusões	98
7.2 Restrições	99
7.3 Trabalhos Futuros.....	100
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	102

1 INTRODUÇÃO

Com a consolidação da Web como meio de apoio ao processo de ensino e aprendizagem, há uma tendência crescente de disponibilidade de repositórios de recursos educacionais para estudantes e professores (RESENDE et al. 2014).

Existem inúmeros recursos educacionais distribuídos em diferentes repositórios que abordam um conjunto amplo de assuntos e que possuem objetivos educacionais distintos, tornando a escolha adequada dos recursos educacionais um desafio para os usuários que desejam usá-los para a sua formação. Em virtude disso, surgiram diversas ferramentas tecnológicas que contribuem com a localização e seleção dos recursos educacionais, tais como: repositórios de Objetos de Aprendizagem (HODGINS, 2004; LEHMAN, 2007) e Sistemas de Recomendação (SR) de recursos educacionais (PEREIRA et al., 2015a).

O Comitê Gestor da Internet no Brasil – CGI.BR (2015), através da TIC Educação 2014 deu continuidade à investigação, iniciada em 2013, a respeito dos hábitos de utilização de materiais e conteúdos obtidos na Internet pelos professores. O uso da Internet para elaboração de aulas ou atividades com os alunos continua sendo uma ação comum entre professores de escolas públicas: 96% dos professores que fazem o uso constante de algum tipo de tecnologia digital e Internet para o processo de ensino-aprendizagem em sala de aula deles afirmaram já ter utilizado algum tipo de conteúdo obtido na rede com essa finalidade.

De forma geral, os professores têm uma percepção positiva quanto ao uso de conteúdos digitais para a prática docente. Vale destacar o fato de que o estímulo ao uso desses recursos é mais motivado por interesse pessoal (92%) e pela demanda ou necessidade dos alunos (66%) do que por incentivos institucionais (COMITÊ GESTOR DA INTERNET NO BRASIL – CGI.BR, 2015).

As dificuldades de localização dos recursos educacionais, bem como restrições dos repositórios de objetos de aprendizagem, como a pouca de frequência nas suas atualizações, têm grande impacto na eficiência dos Sistemas de Recomendação (SR) e de personalização de conteúdo educacional. Em meio à sobrecarga de informação, os Sistemas de Recomendação atuam coletando informações sobre as preferências de seus usuários para um conjunto de itens, visando o auxílio aos usuários no processo de busca e acesso a informações relevantes (BOBADILLA et al., 2013).

Sistemas de Recomendação tornaram-se uma importante área de pesquisa desde meados da década de 1990. Eles coletam informações sobre as preferências de seus usuários

para um conjunto de itens (como filmes, músicas, livros, *gadgets*, aplicativos, sites, destinos de viagens, material de *e-learning*) (KIM et al., 2010). Em geral, os Sistemas de Recomendação ajudam diretamente os usuários a encontrarem conteúdos, produtos, serviços ou informações relevantes em meio ao crescente número de informações disponíveis (BOBADILLA et al., 2013; KIM et al., 2010).

Este capítulo fornece uma visão geral da dissertação, a motivação para o desenvolvimento da proposta apresentada, bem como a sua relação com o problema exposto. São apresentadas ainda a questão de pesquisa, a metodologia, os objetivos e a organização da dissertação.

1.1 Motivação

Com a grande quantidade de informações e com a disponibilidade facilitada das mesmas pelo acesso à Internet, as pessoas se deparam com uma diversidade muito grande de opções. Muitas vezes um indivíduo possui pouca ou quase nenhuma experiência pessoal para realizar escolhas dentre as várias alternativas que lhe são apresentadas. Os Sistemas de Recomendação são grandes aliados da personalização de sistemas computacionais, principalmente na web, sendo capazes de identificar preferências e sugerir itens relevantes para cada usuário, de acordo com a análise de seu comportamento de navegação, consulta e/ou compra, preferências, entre outros aspectos (CAZELLA et al. 2010).

A implementação de Sistemas de Recomendação tem aumentado recentemente, o que facilitou a sua utilização em diversas áreas. Os trabalhos de pesquisa mais comuns estão focados em estudos de recomendação de filmes, músicas, televisão, livros, documentos, *e-learning*, *e-commerce*, aplicações em mercados e de busca na web, entre outros (PARK et al., 2012). Houveram avanços significativos nos serviços das redes sociais, tanto qualitativa como quantitativamente. Com isso, foram adotados Sistemas de Recomendação com o objetivo de complementar a capacidade dos sistemas de busca tradicionais (YU, 2012).

Recomendar produtos, informações, serviços ou mesmo pessoas a um usuário na Internet apresenta-se como um dos maiores desafios no mundo virtual devido à grande quantidade de conteúdo disponível. A recomendação adequada ou a falta de recomendação de um produto, serviço ou pessoa pode fazer a diferença entre conquistar o usuário ou perdê-lo. Devido a esta necessidade de conquista, os Sistemas de Recomendação têm se apresentado como um instrumento facilitador no momento de cativar o usuário (CAZELLA et al., 2010).

Sistemas de Recomendação tradicionalmente recomendam itens para usuários individuais. Em alguns cenários, entretanto, a recomendação para um grupo de indivíduos é mais adequada. Um dos grandes desafios desses sistemas é como lidar adequadamente com as preferências de cada integrante do grupo para geração de recomendação conjunta (CARVALHO e MACEDO, 2014).

O uso de redes sociais é uma prática bastante comum entre os brasileiros em geral e caracteriza o perfil de estudantes usuários de Internet. De acordo com a TIC Educação 2014, somente 5% dos alunos do 9º ano do Ensino Fundamental e do 2º ano do Ensino Médio das escolas públicas que são usuários de Internet não usam redes sociais, sendo que, o Facebook é a principal rede social, atualmente utilizada por 97% dos alunos que participam dessa rede. É mais interessante ainda é observar que, entre os alunos que participam de redes sociais, apenas 28% dizem não as usar para trabalhos escolares (COMITÊ GESTOR DA INTERNET NO BRASIL – CGI.BR, 2015).

Também entre estudantes usuários de diversas nacionalidades o uso de redes sociais configura-se uma prática comum. Dados das pesquisas *Net Children Go Mobile* mostram, por exemplo, que estudantes portugueses (76%), dinamarqueses (81%) e romenos (79%) que são usuáries de Internet têm um perfil em uma rede social (MASCHERONI e CUMAN, 2014).

Desta maneira, a motivação para a realização deste trabalho é explorar as informações geradas por grupos de usuários através das redes sociais, de forma a auxiliar o processo de busca e seleção de recursos educacionais para o grupo. Além disso, este trabalho pretende avançar as pesquisas relacionadas ao projeto BROAD (CAMPOS et al., 2012a) (REZENDE et al., 2013) (PEREIRA et al., 2014) (REZENDE et al, 2015) (PEREIRA et al., 2015b). A principal ideia do projeto BROAD é que cada nova versão da arquitetura represente um passo à frente em relação aos objetivos da pesquisa considerando a adoção de novas tecnologias.

A proposta BROAD-RS realiza recomendações de Objetos de Aprendizagem através de informações de contexto, metadados e planos didáticos. Considerando esse desafio na arquitetura apresentada (REZENDE et al., 2013) (REZENDE et al, 2015), a recomendação qualificada dos OA é feita pelo professor a partir do seu plano didático e de um sistema multi-agentes, considerando as características do contexto do estudante.

Na proposta BROAD-RSI foi acrescentada a definição do perfil e do contexto educacional e social dos alunos, através de aquisição de informações disponibilizadas em redes sociais e ambientes virtuais de aprendizagem (PEREIRA et al., 2014) (REZENDE et al, 2015) (PEREIRA et al., 2015b), prevendo a recomendação no contexto de redes sociais, levando orientações e recursos educacionais para os alunos fora de um ambiente acadêmico.

Este trabalho pretende evoluir essa proposta, através do BROAD-GRS (Sistema de Recomendação para Grupos), acrescentando a definição do perfil e do contexto educacional de grupos de usuários através da aquisição de informações disponibilizadas e extraídas dos usuários e do grupo nas redes sociais. A proposta prevê a recomendação para o grupo levando em consideração as características individuais de cada integrante e características do grupo, podendo assim, atender a um número maior de pessoas ao mesmo tempo.

1.2 Problema

Para gerar recomendações de recursos educacionais de uma maneira mais eficaz, faz-se necessário que o Sistema de Recomendação possua informações acerca do grupo e dos usuários integrantes do grupo, como, por exemplo, descrição do grupo, informações pessoais, interesses e preferências. A falta de categorização de grupos em redes sociais dificulta na caracterização do contexto educacional, uma vez que o grupo não necessariamente está inserido em um ambiente acadêmico.

A geração de recomendação é a tarefa mais estudada pelos pesquisadores em recomendação para grupos, visto que para gerar uma recomendação, alguma estratégia de agregação precisa ser utilizada e a escolha de qual estratégia se utilizar não é uma tarefa trivial. As informações sobre as preferências individuais devem ser combinadas de forma que o sistema possa verificar a adequação de itens particulares para o grupo como um todo (CARVALHO e MACEDO, 2014).

Nesse contexto, surge o problema tratado neste trabalho: a necessidade de se ter uma estratégia de agregação do grupo, obtendo informações a respeito do grupo na rede social bem como de seus usuários integrantes; e, que não necessariamente estão inseridos em um ambiente acadêmico, sem que essas informações sejam tratadas de forma manual; e, atualizá-las com frequência, tornando possível oferecer recomendações de recursos educacionais ao grupo de forma satisfatória aos seus integrantes.

1.3 Questão de Pesquisa

A hipótese levantada por esta pesquisa está relacionada à definição de uma estratégia eficaz de agregação do grupo a fim de definir o seu perfil, possibilitando extrair automaticamente características do grupo e de seus usuários integrantes, podendo gerar recomendações aderentes a essas características:

- QP: Se extrairmos dados do grupo a partir de sua definição na rede social, bem como das características individuais dos usuários membros desse grupo, então é possível criar um perfil educacional do grupo agregando estas características e realizar recomendações de recursos educacionais de uma maneira mais eficaz aos usuários membros do grupo.

1.4 Metodologia

A metodologia utilizada neste trabalho inclui (1) a realização de uma revisão sistemática (KITCHENHAM e CHARTERS, 2007); (2) a proposta e o desenvolvimento de uma arquitetura capaz de extrair características de grupos de usuários em redes sociais e realizar recomendações de recursos educacionais condizentes com essas características aos membros do grupo; (3) o desenvolvimento de um protótipo; e (4) a avaliação da proposta feita através de um estudo de caso (WOHLIN et al., 2012).

A realização da revisão sistemática (ALMEIDA et al., 2015) teve como objetivo identificar estudos sobre Sistemas de Recomendação para grupos em redes sociais. O resultado da revisão sistemática serviu de base para a construção de uma proposta de arquitetura capaz de extrair informações de grupos utilizando as redes sociais, permitindo determinar o perfil educacional do grupo a partir das informações extraídas do grupo e de seus usuários membros, e, com isso recomendar recursos educacionais de uma maneira mais eficiente.

Para validar a proposta do BROAD-GRS apresentada neste trabalho, foi desenvolvido um protótipo capaz de extrair informações, definir o perfil educacional do grupo e recomendar recursos educacionais aos seus membros, utilizando a rede social Facebook. A recomendação é feita através de três abordagens: baseada em repositórios de recursos educacionais, em repositórios de Dados Ligados e baseada em um repositório de vídeos.

Após o desenvolvimento do protótipo, visando contribuir para uma melhor compreensão sobre a viabilidade e eficiência da utilização da proposta deste trabalho, foi realizado um estudo de caso (WOHLIN et al., 2012). Com a realização do estudo de caso, ainda foi possível observar as primeiras evidências sobre a Questão de Pesquisa formulada.

1.5 Objetivos

Este trabalho tem o objetivo principal propor a arquitetura BROAD-GRS, capaz de extrair e explorar as informações disponíveis nas redes sociais para identificar características

de um grupo e de seus usuários membros, e, a partir destas características, fazer recomendações de recursos educacionais aos usuários membros do grupo.

Ainda pretende-se atingir os seguintes objetivos específicos:

- (1) especificar uma estratégia para extrair informações acerca do interesse educacional e informações básicas de grupos de usuários, a partir dos dados do perfil do grupo bem como dos seus membros integrantes, utilizando as redes sociais;
- (2) determinar itens de perfil educacional dos grupos a partir das informações extraídas através do Facebook;
- (3) gerar a representação semântica desse perfil por meio de ontologias;
- (4) considerar as informações extraídas para sugerir recursos educacionais apropriados, e,
- (5) fazer a ligação entre os usuários do grupo e os recursos recomendados através de um Sistema de Recomendação.

1.6 Organização da Dissertação

Este capítulo apresentou uma introdução, a motivação que orienta a busca da solução do problema a ser tratado, a questão de pesquisa considerada, a metodologia adotada, os objetivos gerais e específicos definidos e a organização da dissertação. No capítulo 2 são apresentados os pressupostos teóricos, que dão o embasamento necessário para o entendimento da solução proposta. No capítulo 3 é realizada um mapeamento sistemático da literatura sobre o tema abordado. O capítulo 4 apresenta um levantamento a respeito de diferentes Sistemas de Recomendação de recursos educacionais e é feita uma comparação entre eles. No capítulo 5 é proposta a arquitetura BROAD-GRS capaz de extrair e explorar as informações disponíveis na rede social Facebook para identificar características dos grupos de usuários e, a partir dessas características, fazer recomendações de recursos educacionais aos grupos de usuários na rede social Facebook. No capítulo 6 é feita a avaliação da solução apresentada e, por fim, são feitas as considerações finais no capítulo 7. A Figura 1 é uma síntese da organização desta dissertação.

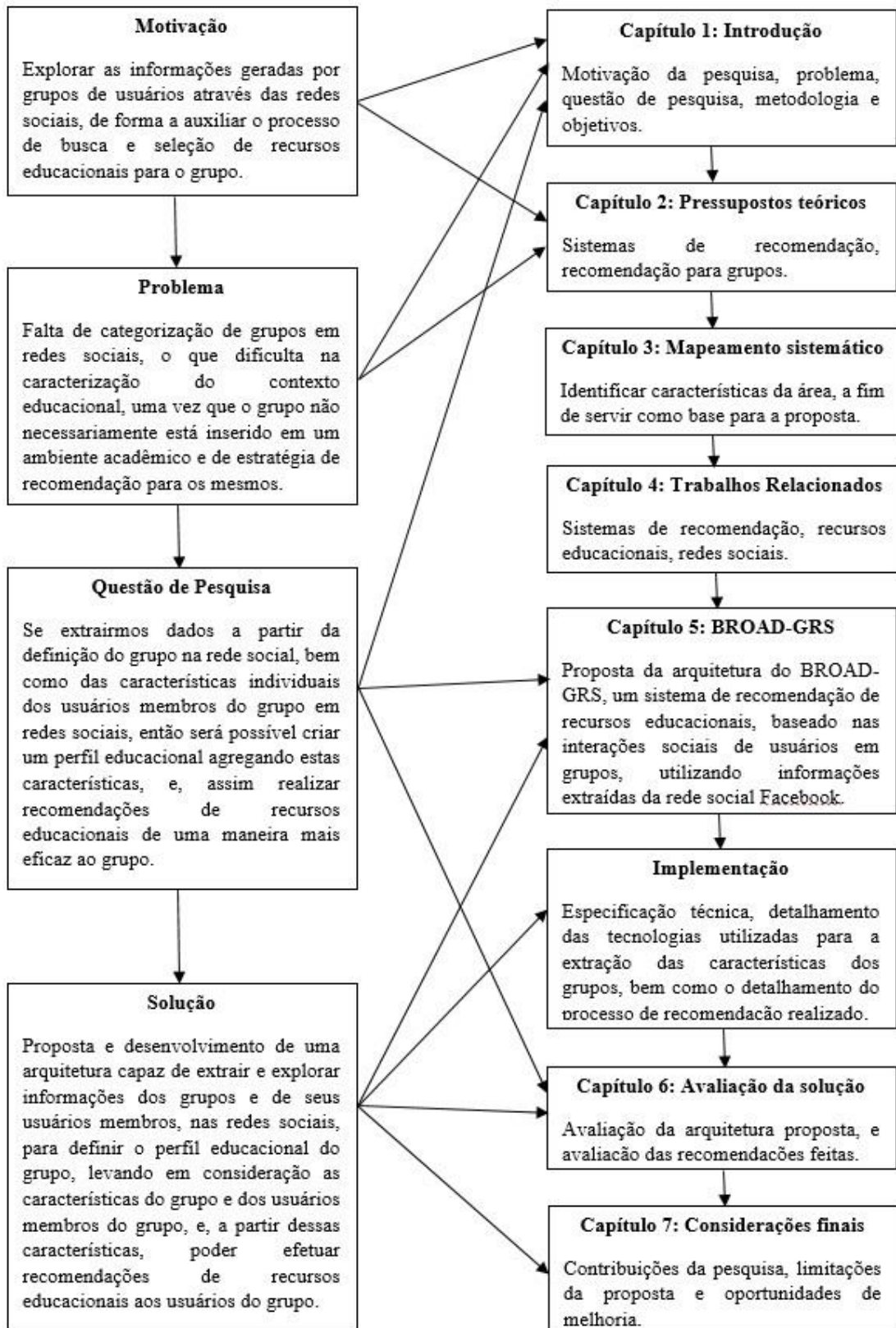


Figura 1 - Organização da Dissertação.

2 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

2.1 Definição

Sistemas de Recomendação (SR) são ferramentas de software e técnicas utilizadas para sugerir itens aos usuários, de uma forma automatizada e levando em consideração suas preferências (CAZELLA, 2010).

Um Sistema de Recomendação é um sistema que sugere recomendações ao usuário baseadas em suas preferências e, para Cazella (2010), auxiliam no aumento da capacidade e eficácia deste processo de indicação já bastante conhecido na relação social entre seres humanos. Como um amigo, o qual recomenda filmes, músicas ou lugares para visitar, os Sistemas de Recomendação devem fazer sugestões que se adequem as expectativas dos usuários e este é um dos grandes desafios. “Realizar a combinação adequada entre as expectativas dos usuários e os produtos, serviços e pessoas a serem recomendados, ou seja, definir e descobrir este relacionamento de interesses é o grande problema” (CAZELLA, 2010).

Segundo Cazella et al. (2012), os Sistemas de Recomendação vêm auxiliar o usuário no processo de seleção de conteúdo. Em um sistema típico de filtragem de informação, as pessoas fornecem recomendações como entradas e o sistema agrega e direciona para os indivíduos que são considerados potenciais interessados.

Sistemas de Recomendação são de particular importância em ambientes sociais, onde os usuários compartilham acesso a um conjunto comum de recursos (RIBEIRO et al., 2013). Os SR também são amplamente utilizados no âmbito de *e-commerce*, livrarias e mídias sociais. No entanto, a recomendação em ambiente educacional tem suas peculiaridades. A aprendizagem requer um esforço que, muitas vezes, leva mais tempo e mais interações se comparada a uma transação comercial. O processo de recomendação para um aluno não termina quando o produto é adquirido, como acontece em uma compra. Ao contrário, os alunos seguem o processo e alcançam diferentes níveis de competências que têm vários estados em diferentes domínios (MANOUSELIS, 2011).

Surgiram, então, Sistemas de Recomendação com o objetivo de complementar a capacidade dos sistemas de busca tradicionais. Recomendação personalizada é particularmente eficaz para domínios de aplicação, tais como filme, música, livro, e lojas de aplicativos que o número de itens continua a aumentar ao longo do tempo (YU, 2012).

Yu (2012) aborda ainda que a recomendação em redes sociais é baseada em informações pessoais, como idade, sexo, localização geográfica, e os interesses que um usuário possui. Por este motivo estrutural, a recomendação é proporcional à fidelidade de informação de perfil do usuário.

Assim, a variabilidade das características do usuário, como sua origem, seus interesses especiais e seu grau de especialização, servem de base para sugerir itens interessantes, úteis e compreensíveis para um usuário específico (RIBEIRO et al., 2013).

Em geral, os Sistemas de Recomendação utilizam três técnicas clássicas de filtragem: Filtragem baseada em conteúdo (FBC), Filtragem colaborativa (FC) e Filtragem híbrida (FH) (YU, 2012; ADOMAVICIUS e TUZHILIN, 2011; CASAGRANDE et al., 2013).

A FBC se baseia na construção de um perfil de usuário que mantém a lista de conteúdos já acessados por ele e as características destes conteúdos. O perfil é então utilizado para identificar conteúdos relevantes ao usuário comparando o seu perfil com os descritores de cada conteúdo. Uma das desvantagens da FCB se dá pelo fechamento da recomendação: características dos conteúdos usados para a recomendação podem acabar por gerar recomendações com um escopo muito limitado. Por exemplo, se o usuário acessa apenas conteúdos do tipo de recurso educacional texto, talvez não sejam recomendados conteúdos do tipo software. Outro aspecto crítico é a escalabilidade, caso o número de conteúdos a serem avaliados seja muito grande (CASAGRANDE et al., 2013).

Nas técnicas de FC, os conteúdos a serem recomendados a um usuário são determinados com base no conjunto de conteúdos já avaliados ou acessados pelos “vizinhos próximos” deste usuário. Vizinhos próximos são usuários com perfis similares ao usuário foco da recomendação. Técnicas de FC possuem dois problemas conhecidos: esparsidade e escalabilidade (PARK, 2012). O problema da esparsidade se deve ao fato de que alguns conteúdos acessados por um usuário podem ter tido pouco (ou até nenhum) acesso por outros usuários do sistema, dificultando a recomendação de conteúdos similares a conteúdos populares. Conteúdos mais populares tendem a ser mais recomendados. A escalabilidade está relacionada à complexidade dos algoritmos de FC. Geralmente, a quantidade de informações a serem consideradas é tão grande que pode tornar o tempo de resposta um problema (CASAGRANDE, KOZIMA e WILLRICH, 2013).

A FH procura, basicamente, combinar os pontos fortes da filtragem colaborativa e da filtragem baseada em conteúdo visando criar um sistema que possa melhor atender às necessidades do usuário. 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 fraquezas de cada uma (CAZELLA, 2010).

Sistemas de Recomendação tradicionais realizam sugestões personalizadas de itens ainda não avaliados pelo usuário e que são de potencial interesse para o mesmo (ADOMAVICIUS e TUZHILIN, 2011; CAZELLA et al. 2010). Para que seja possível um sistema de recomendação gerar uma sugestão de item para um usuário, deve ser construído um perfil de interesse individual a partir da avaliação de itens feita por este. Com base nesse perfil de interesses, técnicas de análise de similaridade entre usuários ou itens, conhecidas como filtragem colaborativa (PARK, 2012) ou entre itens, e filtragem baseada em conteúdo (YU, 2012) são usadas para geração da recomendação.

2.2 Recomendação para Grupos

Um grupo é um sistema de relações sociais, de interações recorrentes entre pessoas (GALLIANO, 1981). Também pode ser definido como uma coleção de várias pessoas que compartilham certas características, interagem uns com os outros, aceitam direitos e obrigações como sócios do grupo e compartilham uma identidade comum. Para haver um grupo social, é preciso que os indivíduos se percebam de alguma forma afiliados ao grupo.

A literatura científica relacionada a recomendações para indivíduos é de fato relativamente vasta. Entretanto, alguns cenários demandam recomendações para grupos de indivíduos. São cenários potenciais para recomendação em grupos, por exemplo, a recomendação de repertório de músicas para uma festa, a recomendação de um restaurante para um almoço, um destino de viagem, e também recursos educacionais para uma turma de alunos. Os sistemas que geram sugestões com capacidade de satisfazer um grupo de usuários, com interesses algumas vezes conflitantes, são denominados Sistemas de Recomendação para Grupos (MASTHOFF, 2011).

Em Sistemas de Recomendação para Grupos, quatro definições diferentes podem ser consideradas (BORATTO e CARTA, 2011; BORATTO et al. 2009):

- Grupo estabelecido: um número de pessoas que explicitamente escolheram ser parte de um grupo, devido a algum interesse de longo prazo compartilhado;
- Grupo ocasional: um número de pessoas que, ocasionalmente, realizam algo juntos. Os seus membros têm um objetivo comum em um momento particular;
- Grupo aleatório: um número de pessoas que compartilham um mesmo ambiente em um momento particular, sem interesse explícito que as una;

- Grupo identificado automaticamente: grupos que são automaticamente detectados considerando as preferências dos usuários e/ou recursos disponíveis.

Masthoff (2011) classifica os Sistemas de Recomendação para Grupos segundo algumas dimensões:

- Preferências individuais são conhecidas ou desenvolvidas com o tempo: na maioria dos cenários, o sistema de recomendação para grupos inicia com as preferências individuais.
- Itens recomendados são experimentados pelo grupo ou apresentados como opção.
- O grupo é ativo ou passivo: na maioria dos cenários, o grupo não influencia na maneira com que as preferências individuais são agregadas.
- Recomenda-se um único item ou uma sequência: na maioria dos cenários, pode-se recomendar apenas um único item como no caso de filmes, visto que pessoas normalmente assistem a apenas um filme por noite. Porém, também é possível a recomendação de um conjunto de itens para serem utilizados em sequência, mais usual, por exemplo, uma grade de programação de TV.

No entanto, segundo Campos et al. (2008), mais duas dimensões ainda podem ser adicionadas à esta classificação:

- Como as previsões de preferência individuais são obtidas: distingue-se principalmente entre filtragem colaborativa e baseada em conteúdo.
- Se as recomendações ou perfis são agregados: no primeiro, as recomendações são produzidas para indivíduos e depois agregadas na recomendação para o grupo. No segundo caso, as preferências individuais são agregadas no modelo do grupo, e este modelo é usado para produzir a recomendação do grupo.

A mudança de foco de um indivíduo para um grupo traz algumas mudanças. Em seus trabalhos, Jameson (2004) e Jameson e Smyth (2007) discutem os problemas mais importantes que surgem em Sistemas de Recomendação para Grupos, organizando-as em termos de quatro subtarefas: (i) elicitação de informações de preferências do usuário, (ii) geração de recomendação, (iii) explicação da recomendação e (iv) suporte à tomada de decisão final pelos usuários.

Apesar das várias abordagens de agregação diferirem na maneira de manipular e representar as preferências dos usuários, praticamente todas fazem uso de um dos três esquemas: (i) agregação de recomendações individuais, (ii) construção de modelo único de

preferências do grupo e (iii) agregação das avaliações/preferências para itens particulares (CARVALHO e MACEDO, 2014).

Para a geração das recomendações, alguns critérios devem ser observados (JAMESON e SMYTH, 2007):

- Maximização da satisfação: deve-se procurar maximizar a satisfação geral de todos os membros do grupo na escolha dos itens recomendados.
- Minimização da insatisfação: deve-se evitar que membros do grupo estejam muito insatisfeitos com os itens recomendados. Ninguém gostaria de fazer algo em grupo sabendo que alguns membros estão muito insatisfeitos.
- Justiça: deve-se assegurar algum grau de justiça, isto é, caso algum membro do grupo esteja insatisfeito para itens da recomendação, este deve ser recompensado com ao menos algum item que ele tenha muito interesse.
- Manipulação: o mecanismo de agregação deve ser robusto o suficiente para que nenhum membro do grupo possa manipular o resultado, por exemplo, avaliando de forma não verdadeira com o objetivo apenas de beneficiar um item que ele tenha maior interesse para ser recomendado.
- Tratamento de forma diferenciada membros do grupo quando apropriado: este critério deve ser possível quando um certo subgrupo deve receber uma maior prioridade no mecanismo de recomendação.
- Compreensão e aceitabilidade: membros do grupo algumas vezes querem ser capazes de entender a lógica de funcionamento que gerou a recomendação. Eles também podem desejar verificar em que medida os critérios anteriores estão sendo atendidos.

2.3 Considerações Finais do Capítulo

Diante das características apresentadas, o BROAD-GRS aborda a construção de um modelo único de preferência de um grupo estabelecido, levando em consideração a maximização da satisfação geral de todos os membros desse grupo. Ele analisa as características do grupo e gera uma categorização de perfil educacional levando em consideração as informações do grupo e de seus usuários membros, permitindo assim, que os recursos educacionais possam ser recomendados de uma maneira mais eficiente.

A proposta do BROAD-GRS é abordar ainda uma Filtragem Híbrida, uma vez que ela identifica conteúdo relevante ao usuário, utiliza o perfil do usuário para ajudar na formação do

perfil do grupo, caracterizando a filtragem baseada em conteúdo. Além disso, como as informações de conteúdo trocadas dentro do grupo através da colaboração e interação dos seus membros são consideradas também na formação de seu perfil, a filtragem colaborativa fica, então, caracterizada.

3 MAPEAMENTO SISTEMÁTICA

Com base na necessidade de compreender melhor a área e identificar as deficiências da mesma, a realização da revisão sistemática teve o objetivo de identificar estudos sobre Sistemas de Recomendação através de um mapeamento sistemático, buscando elementos que caracterizam o cenário de recomendação de recursos educacionais para grupos em redes sociais (ALMEIDA et al., 2015).

O mapeamento sistemático é uma pesquisa de literatura que visa identificar quais tipos de estudos podem ser abordados por uma Revisão Sistemática, indicar o local no qual os mesmos foram publicados, em que bases de dados foram indexados e quais os tipos de resultados apresentaram. O mapeamento sistemático possibilita uma visão mais ampla dos estudos primários, tornando-os dependente da realização de mapeamentos para revelar as evidências da pesquisa (KITCHENHAM e CHARTERS, 2007).

3.1 Metodologia da Pesquisa

A atividade de planejamento inclui a identificação dos objetivos e a definição de um protocolo. O protocolo especifica o método a ser utilizado para realizar a revisão sistemática (KITCHENHAM, 2004). As revisões sistemáticas são, portanto, passíveis de auditoria e replicáveis, no sentido de que outros profissionais podem reproduzir o mesmo protocolo e julgar a adequação dos padrões escolhidos. Esta seção apresenta o método de estudo de mapeamento sistemático de pesquisa. Este estudo foi realizado de junho a setembro de 2014, e atualizado de abril a maio de 2015.

3.1.1 Etapas da Pesquisa

De acordo com as recomendações propostas por Kitchenham e Charters (2007), Silva et al. (2010) e Petersen et al. (2008), a pesquisa foi realizada através dos seguintes passos:

1. Planejamento da revisão
 - Identificação da necessidade de uma revisão;
 - Especificação das questões de pesquisa;
 - Desenvolvimento de um protocolo de revisão;
2. Realização da revisão
 - Identificação de estudos;

- Seleção de estudos;
 - Extração de dados;
 - Síntese dos dados;
3. Relatório de Revisão
- Especificação de mecanismos de divulgação;
 - Formatação do relatório principal.

3.1.2 Mapeamento Sistemático

O mapeamento sistemático é uma maneira de identificar, avaliar e interpretar a pesquisa disponível relacionada a uma questão de pesquisa, área temática, ou fenômeno. O principal objetivo para a realização de uma revisão sistemática é reunir evidências para conclusões de base, a fim de apoiar ou contradizer afirmações feitas pelos pesquisadores, identificar as lacunas na investigação existente, fornecer motivação para novas pesquisas, e fornecer um contexto para a nova pesquisa (WILLIAMS e CARVER, 2010).

Por outro lado, estudos de mapeamento são projetados para fornecer uma visão geral de uma área de pesquisa, e para fornecer uma indicação sobre a quantidade e o tipo de pesquisa disponível dentro dele. Assim, as questões relacionadas com mapeamento estão preocupadas com a estrutura da área e as questões relacionadas com a revisão com a evidência (PETERSEN, 2011).

Este mapeamento sistemático foi elaborado para responder as seguintes questões:

- QM1: Como as publicações sobre Sistemas de Recomendação estão distribuídas ao longo dos anos?

Esta questão pretende apontar o crescimento ou a redução da área de pesquisa.

- QM2: Quais são os autores mais ativos na área?

Com esta pergunta, pretende-se ter uma indicação dos principais pesquisadores da área, oferecendo uma referência para publicações relacionadas em pesquisas futuras.

- QM3: Quais meios de publicações se interessam por Sistemas de Recomendação?

Ao responder a esta pergunta, espera-se identificar onde os artigos podem ser encontrados, bem como identificar bons alvos para a publicação de estudos futuros.

Já a revisão sistemática da literatura visa identificar, avaliar e interpretar todas as pesquisas disponíveis relevantes para uma questão de pesquisa específica, ou área temática,

ou fenômeno de interesse. Formular as questões da pesquisa é a atividade mais importante durante a definição do protocolo (KITCHENHAM, 2004).

Esta pesquisa sistemática foi elaborada para responder a uma pergunta principal de pesquisa e três questões de pesquisa secundárias:

- Como Sistemas de Recomendação podem recomendar recursos educacionais para grupos de usuários de redes sociais?
 - QP1: Qual abordagem de recomendação é mais utilizada para grupos de usuários em redes sociais?

Esta questão pretende identificar a abordagem (FBC, FC ou FH) mais comumente utilizada no desenvolvimento dos Sistemas de Recomendação para Grupos de usuários em redes sociais, a fim de auxiliar na escolha da utilização de uma abordagem em trabalhos futuros.

- QP2: Quais as principais técnicas de extração de dados dos grupos de usuários estão sendo abordadas?

Esta questão pretende oferecer indícios para a escolha de uma técnica de extração de dados no desenvolvimento de trabalhos futuros. O objetivo é verificar quais técnicas vem sendo abordadas na extração de dados de grupos de usuários em redes sociais, a fim de permitir definir a construção de um perfil para o grupo, e não apenas ao usuário membro do grupo.

- QP3: Quais recursos educacionais são mais abordados por Sistemas de Recomendação em grupo nas redes sociais?

Esta questão pretende responder em quais tipos de mídias de recursos educacionais os usuários teriam um maior interesse pelo recurso educacional recomendado. Com isso, pode-se focar a recomendação em alguns tipos, como vídeos, textos ou sons.

3.1.3 Termos de Busca

As questões de pesquisa conduzem à definição de uma consulta a ser executada em repositórios científicos. Para compor esta consulta, palavras chave são definidas. A consulta apresenta um conjunto de expressões que combinam palavras chave e seus sinônimos, dispostos em forma que aumenta o número de artigos relevantes obtidos a partir da pesquisa (MIAN et al., 2005).

Os termos de pesquisa são construídos em três etapas: estruturação de questões de pesquisa em termos de PICOC (KITCHENHAM e CHARTERS, 2007) (População, Intervenção, Comparação, Saída e Contexto), a fim de identificar palavras-chave, a identificação de sinônimos para cada uma das palavras-chave e construir a sequência de

pesquisa com base na combinação dos termos-chave e seus sinônimos, usando os operadores OR e AND.

Comparação não é relevante neste trabalho, uma vez que este mapeamento visa conceber uma visão geral do assunto através de um estudo exploratório. O resultado deste processo é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 - Termos de busca.

PICOC	Palavras-chave
<i>Population</i>	<i>“social group network”, “social group application”, “social group knowledge”, “group user profile”</i>
<i>Intervention</i>	<i>“recommender”, “recommendation”</i>
<i>Comparison</i>	<i>Not applicable</i>
<i>Outcome</i>	<i>“system”, “program”, “approach”, “tool”, “software”, “model”, “process”, “method”, “technique”, “educational resource”, “educational material”</i>
<i>Context</i>	<i>“educational”, “education”, “learning”, “e-learning”</i>

Fonte: elaborada pelo autor.

A *string* de busca foi definida como uma combinação das palavras-chave de acordo com o PICOC, além da exibição dos artigos de controle, sendo respectivamente:

- Quijano-Sánchez, L., Díaz-Agudo, B., Recio-García, J. A. (2014) *“Development of a group recommender application in a Social Network”* in Knowledge-Based Systems.
- Fatemi, M., Tokarchuk, L. (2013) *“A Community Based Social Recommender System for individuals & groups”* in: ASE/IEEE International Conference on Social Computing (SocialCom), Washington, DC, pp. 351-356.
- Rafaeli, S., Dan-Gur, Y., Barak, M. (2005) *“Social recommender systems: Recommendations in support of E-learning”* in International Journal of Distance Education Technologies, 3 (2), pp. 30-47.

A Tabela 2 apresenta a *string* gerada por esta estratégia.

Tabela 2 - String de busca derivada do PICOC.

<i>String de Busca</i>
("social" OR "social network") AND ("group") AND ("recommender" OR "recommendation") AND ("system" OR "program" OR "approach" OR "tool" OR "software" OR "model" OR "process" OR "method" OR "technique" OR "educational resource" OR "educational material") AND ("learning" OR "e-learning" OR "educational" OR "education")

Fonte: elaborada pelo autor.

Ao efetuar a pesquisa com a *string* nas bases, foram incluídos trabalhos somente do domínio de pesquisa “Ciência da Computação”. Além disso, a *string* de busca foi validada por uma especialista da área.

3.1.4 Fonte de Pesquisa

A cadeia de consulta foi usada para recuperar os trabalhos candidatos nas seguintes fontes de busca, selecionados com base em estudos anteriores (KITCHENHAM et al., 2010; PRIKLADNICKI e AUDY, 2010), além de outras fontes de busca consideradas relevantes para a pesquisa:

- IEEE Digital Library (<http://ieeexplore.ieee.org>);
- ACM Digital Library (<http://portal.acm.org>);
- Springer Link (<http://springerlink.com>);
- Science@Direct (<http://www.sciencedirect.com>);
- Citeseer (<http://citeseerx.ist.psu.edu>);
- ISI Web of Science (www.isiknowledge.com);
- Scopus (<http://www.scopus.com>);
- DBLP (<http://www.dblp.org/search/>);
- El Compendex (<http://www.engineeringvillage.com>);

- Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (Sbie);
- Congresso Brasileiro de Software (Cbsoft).

Em adição à utilização das fontes de busca, este mapeamento também realizou o *snowballing* (JALALI e WOHLIN, 2012). *Snowballing* é uma técnica de Engenharia de Software baseada em evidências para encontrar obras relevantes com base em referências de estudos e em obras que realmente mencionam os estudos selecionados. A base Scopus foi adotada para apoiar este processo.

3.1.5 Critérios de Exclusão

Todos os documentos obtidos pela execução da *string* de busca em cada fonte selecionada foram analisados para verificar a sua relevância para esta pesquisa. O processo usado para incluir ou excluir um trabalho foi baseado em (KITCHENHAM e CHARTERS, 2007; PRIKLADNICKI e AUDY, 2010), e compreende os seguintes passos:

- CE1: Os trabalhos que não possuem informações básicas de autor ou título foram excluídos.
- CE2: Os documentos duplicados foram reunidos e tiveram suas repetições excluídas.
- CE3: Foram consideradas publicações entre 2004 e 2014. Este período de 10 anos foi considerado representativo para a pesquisa.
- CE4: Os títulos dos artigos foram lidos, e os artigos que foram considerados claramente irrelevante para as questões de pesquisa foram excluídos.

3.1.6 Escopo do Experimento

O escopo do experimento é feito definindo seus objetivos. O propósito de um modelo de definição de objetivos é garantir que os aspectos importantes de um experimento são definidos antes do planejamento e da execução ocorrerem. Definindo o objetivo do experimento de acordo com este modelo, a fundamentação está devidamente colocada (BASILI, 1988). O escopo do experimento está representado na Tabela 3.

Tabela 3 - Escopo do experimento.

<i>Analyze</i>	<i>Object(s) of study</i>	Recomendação para grupos de usuários
<i>for the purpose of</i>	<i>Purpose</i>	Identificar as abordagens utilizadas em Sistemas de Recomendação
<i>with respect to their</i>	<i>Quality focus</i>	Efetividade da recomendação
<i>from the point of view of the</i>	<i>Perspective</i>	Grupos de usuários das redes sociais
<i>in the context of</i>	<i>Context</i>	Educacional

Fonte: elaborada pelo autor.

3.2 Coleta de Dados

Inicialmente, as pesquisas realizadas geraram uma lista contendo todos os documentos encontrados. Este processo foi concluído com a ajuda das ferramentas Zotero¹ e Parsifal². O Zotero permite, através de um plugin utilizado no navegador Mozilla Firefox, exportar as informações dos artigos encontrados através da *string* de busca para um arquivo no formato Bibtex. Esta funcionalidade é muito útil, visto que nem todas as bases de pesquisa possuem um mecanismo para exportar o resultado das buscas. Já o Parsifal permite selecionar o trabalho e marcá-lo como aceito, rejeitado ou duplicado, para cada base de pesquisa, bem como oferece também suporte a todo o desenvolvimento do protocolo do mapeamento.

A busca nas bases do Sbie e Cbsoft foram feitas manualmente. Foram considerados importantes para a pesquisa nestas bases os trabalhos a partir de 2008, quando começaram a surgir trilhas com o tema. Na fonte de pesquisa Springer, foram considerados somente os trabalhos disponibilizados para consulta, ou seja, os trabalhos bloqueados foram descartados.

Logo após foram implantados os filtros de exclusão. O primeiro filtro aplicado foi a exclusão de trabalhos que não continham informações básicas para a pesquisa, como ausência de autor ou título. O Segundo filtro aplicado foi a exclusão de trabalhos duplicados. Logo após, foram considerados os trabalhos a partir de 2004, e, para finalizar, foi realizada uma análise de títulos, resumos e palavras-chave, excluindo os trabalhos que foram considerados irrelevantes para responder as questões de pesquisa. A Tabela 4 mostra o número de estudos em cada etapa e por cada biblioteca digital.

¹ <https://www.zotero.org/>

² <http://parsif.al/>

Tabela 4 - Bases de pesquisa.

	<i>String</i>	CE1	CE2	CE3	CE4
IEEE	50	50	35	33	16
ACM	58	53	39	25	4
Springer	95	94	92	80	24
Science Direct	38	38	33	29	8
Citeseer	18	16	13	6	4
ISI	29	29	20	17	10
Scopus	171	149	103	99	24
DBLP	9	9	8	8	8
El Compendex	227	195	142	140	36
Sbie	28	28	28	28	11
Cbsoft	5	5	5	5	0
TOTAL	728	666	518	470	145

Fonte: elaborada pelo autor.

Com a finalidade de auxiliar o entendimento destes dados, o Gráfico 1 mostra a dispersão de trabalhos encontrados por fonte de pesquisa, enquanto o Gráfico 2 mostra os trabalhos aceitos por fonte de pesquisa.

Gráfico 1 - Artigos por base de pesquisa.

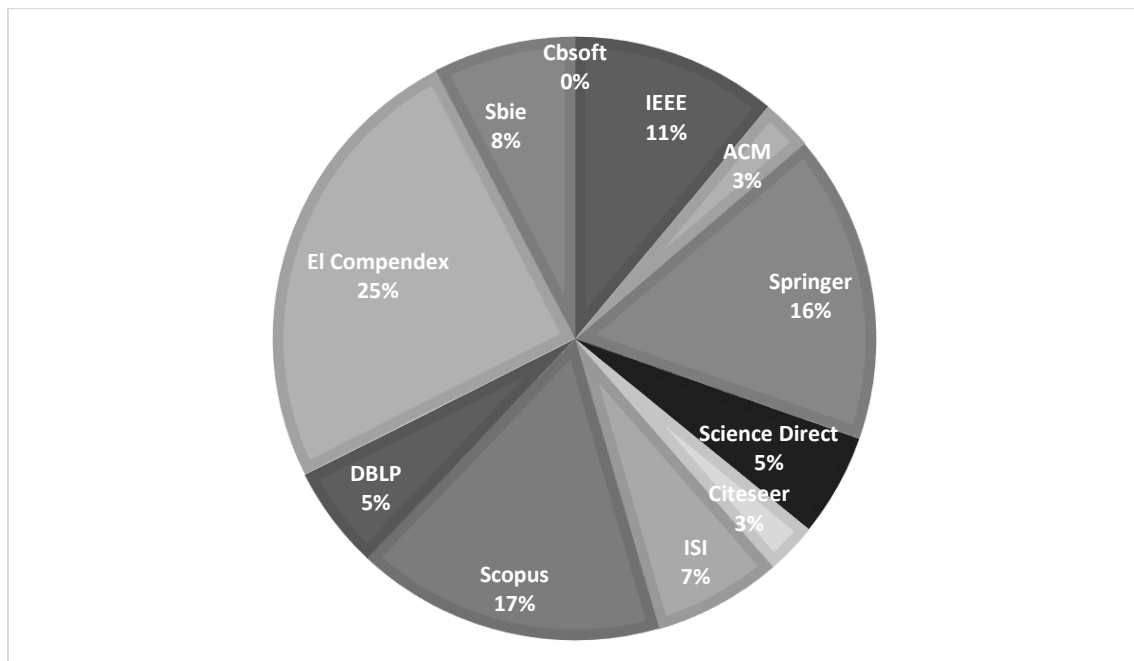
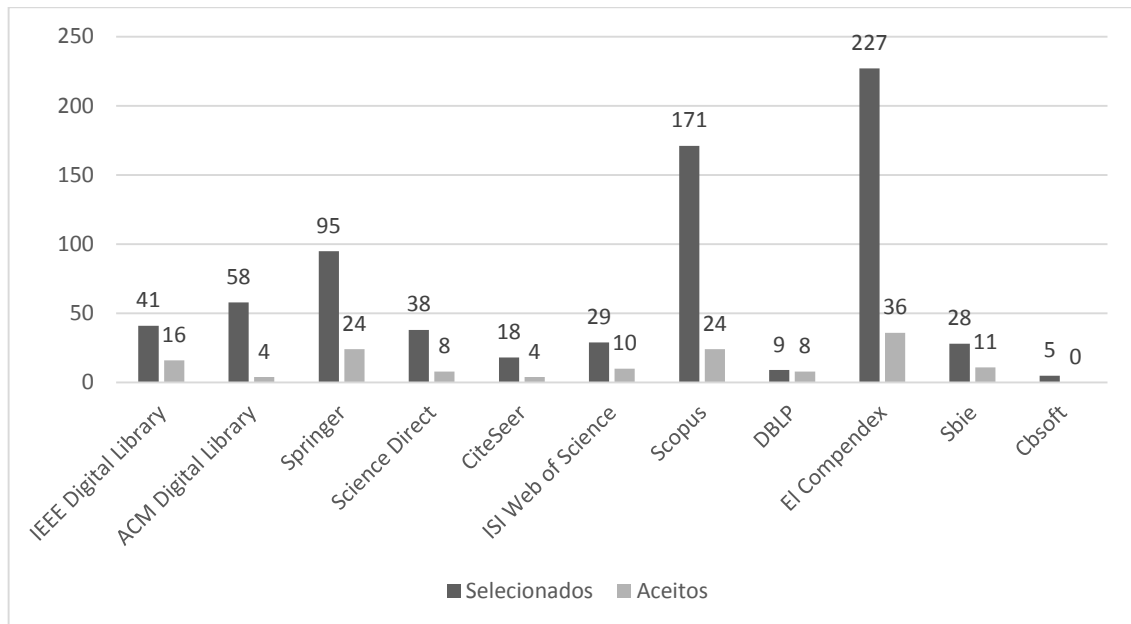


Gráfico 2 - Artigos aceitos por base de pesquisa.



O processo de seleção utilizando o método *snowballing* foi realizado de forma semelhante, a partir do filtro 3. Depois de identificar os estudos, a leitura de seus títulos, resumos e palavras-chave a partir das referências, estudos relacionados, e as obras mais recentes que fazem referência desses estudos, foram adicionadas para análise das questões, sendo incluídos mais 21 trabalhos que não haviam sido identificados anteriormente, totalizando 166 trabalhos relevantes para o mapeamento sistemático. Além disso, as referências claramente irrelevantes foram imediatamente descartadas. A Figura 2 mostra o número de estudos em cada etapa da filtragem de trabalhos com a aplicação do *snowballing*.

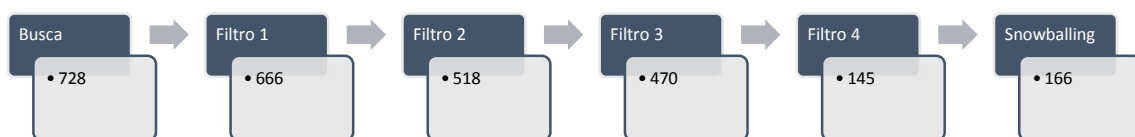


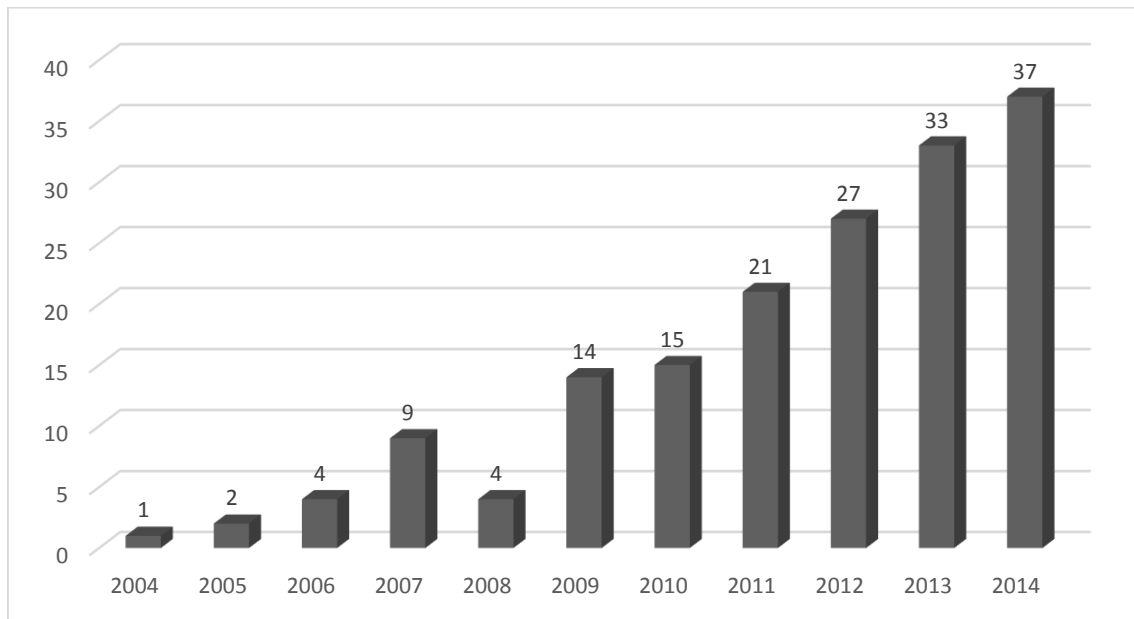
Figura 2 - Número de estudos por etapa da filtragem.

3.3 Relatório do Mapeamento Sistemático

Um mapeamento sistemático tem como objetivo fornecer uma visão geral de uma área de pesquisa e identificar a quantidade e o tipo de pesquisa disponível dentro dele. Nesta seção, são apresentadas as respostas das questões de mapeamento.

Para responder a QM1 – Como as publicações sobre Sistemas de Recomendação estão distribuídas ao longo dos anos? – o Gráfico 3 é apresentado. Através dele, obtemos indícios de que a área vem sendo mais estudada nos últimos anos, com um crescente aumento no número de trabalhos relevantes, o que também evidencia a importância deste mapeamento sistemático, uma vez que a área foco do estudo é de um crescente interesse da comunidade.

Gráfico 3 - Número de trabalhos relevantes por ano.



Para responder a QM2 – Quais são os autores mais ativos na área? – a Tabela 5 é apresentada. Nela são apresentados o nome do autor e o número de trabalhos publicados. Este cenário é adequado ao interesse do mapeamento proposto, não sendo realidade em outros contextos específicos. Os autores que tiveram o mesmo número de trabalhos selecionados foram ordenados de acordo com os trabalhos publicados mais recentemente.

Tabela 5 - Autores mais ativos.

Autor	Número de trabalhos
Quijano-Sánchez, Lara	6
Díaz-Agudo, Belén	6
Recio-García, Juan A.	6
Wang, Y.a	4
Zhang, J.b	3

Vassileva, J.a	3
Wan, X.a	3
Okamoto, T.a	3
Ye, Mao	3
Dan-Gur, Yuval	2
Jamaliding, Q.b	2
Liu, Xingjie	2
Lee, Wang-Chien	2
Padmanabhan, Vineet	2
Manouselis, N.	2
Vuorikari, R.	2

Fonte: elaborada pelo autor.

Para responder a QM3 – Quais os veículos de publicações se interessam por Sistemas de Recomendação? – a Tabela 6 é apresentada. Nesta tabela são apresentados os locais de publicação dos trabalhos selecionados, com o número de publicações encontradas.

Tabela 6 - Principais meios de publicações.

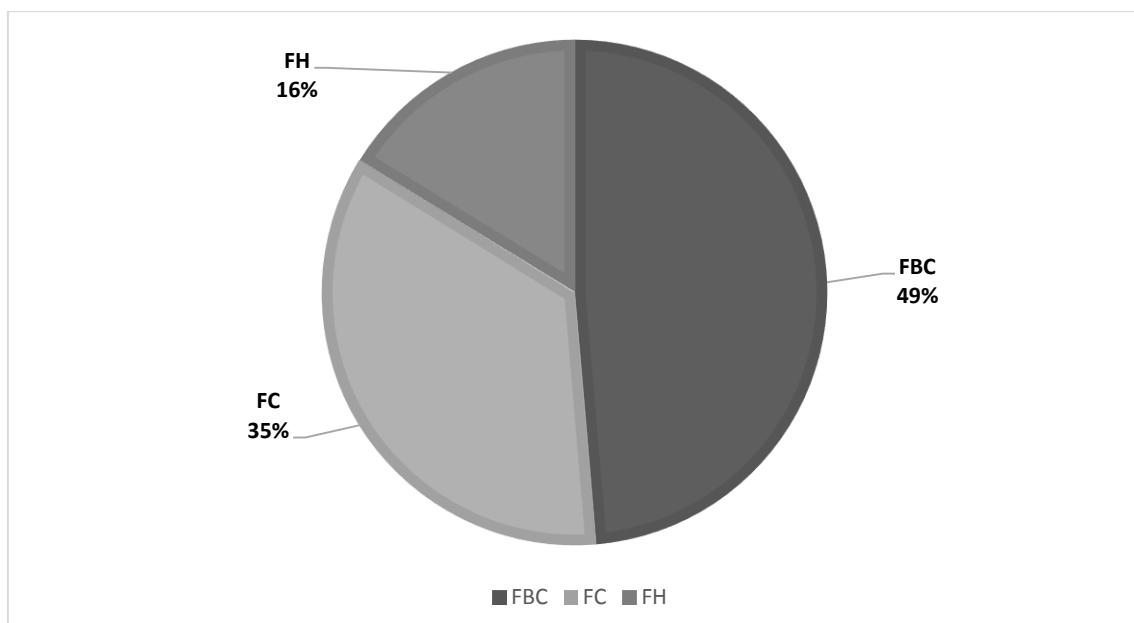
Veículo de publicação (Anais, periódicos, etc.)	Número de publicações
User Modeling and User-Adapted Interaction	19
Simpósio Brasileiro de Informática na Educação	11
RecSys - Proceedings of ACM Conference on Recommender Systems	8
Lecture Notes in Computer Science	7
CEUR Workshop Proceedings	6
Expert Systems with Applications	4
Multimedia Systems	4

International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings	3
Proceedings of International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval	3
ACM International Conference Proceeding Series	2
Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing	2
Proceedings of ACM International Conference on Web Search and Data Mining	2
International Journal of Engineering Education	2

Fonte: elaborada pelo autor.

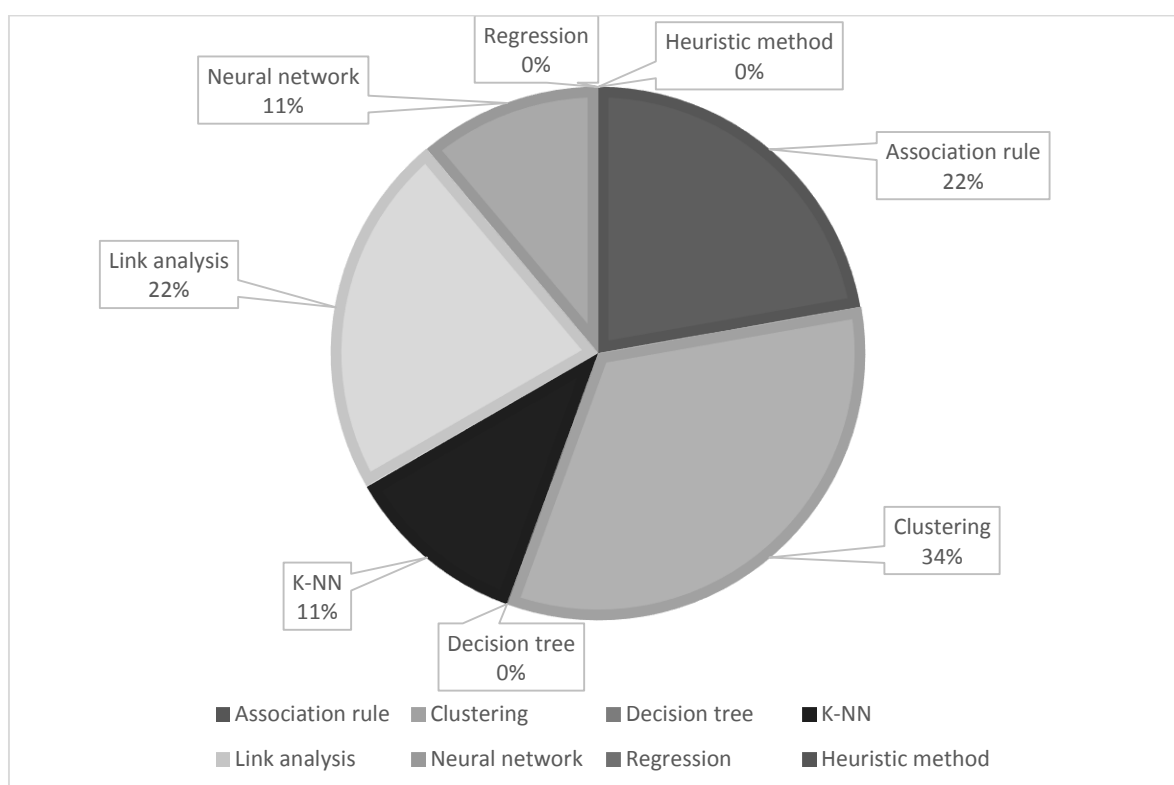
Para responder a QP1 – Qual abordagem de recomendação é mais utilizada para grupos de usuários em redes sociais? – foram identificados no Gráfico 4 os trabalhos que claramente apresentam a abordagem utilizada, permitindo, através dela, responder a QP1. O maior número de trabalhos relacionados está utilizando a FBC, porém não existem indícios que esta abordagem é melhor, ela somente vem sendo mais utilizada.

Gráfico 4 - Abordagens de recomendação utilizadas.



Para responder a QP2 – Quais as principais técnicas de extração de dados dos grupos de usuários estão sendo abordadas? – utilizou-se a classificação por técnicas de extração proposta por Park et al. (2012): regras de associação, clusterização, árvore de decisão, vizinho mais próximo (KNN), análise de links, redes neurais, regressão e métodos heurísticos. Sendo assim, foram identificados no Gráfico 5 os trabalhos que claramente apresentam a técnica de extração utilizada, permitindo, através dela, responder a QP2. Verifica-se que não existe alguma técnica que seja amplamente utilizada para o propósito desta revisão, ou seja, os trabalhos selecionados não trabalham com uma técnica de extração específica ou não abordam como as informações estão sendo extraídas.

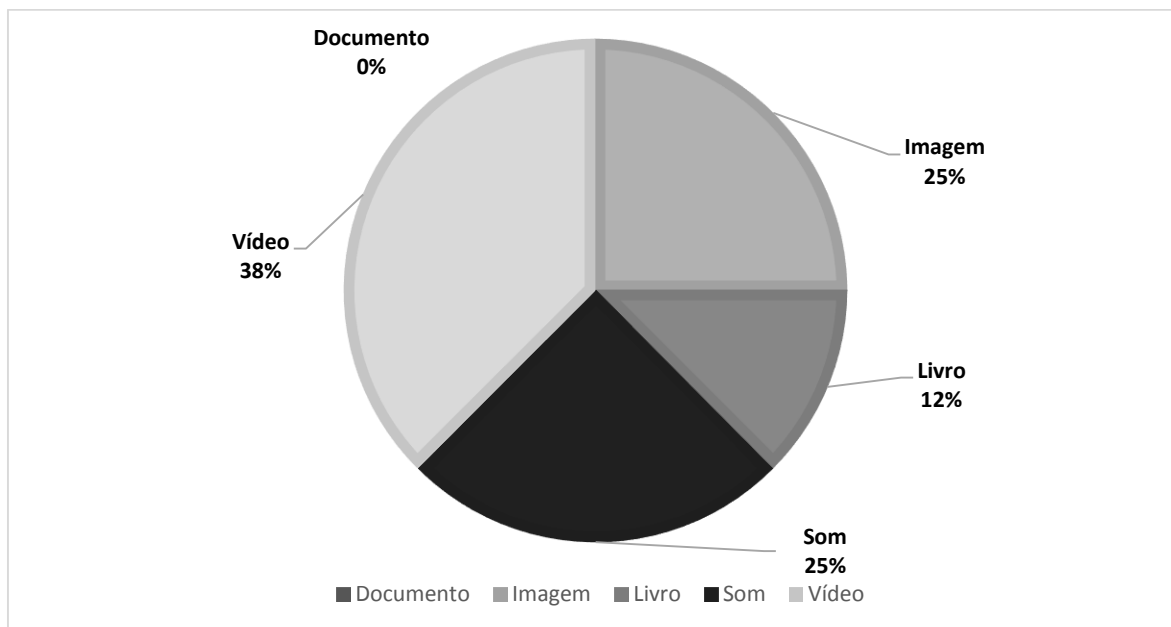
Gráfico 5 - Técnicas de extração de dados utilizadas.



Para responder a QP3 – Quais os recursos educacionais são mais abordados por Sistemas de Recomendação em grupo nas redes sociais? – foi preciso classificar os recursos educacionais encontrados em documento, imagem, livro, som e vídeo. Desta maneira, foram identificados no Gráfico 6 os trabalhos que apresentam o recurso recomendado, permitindo, através dela, responder a QP3. Verifica-se que claramente usuários de redes sociais são abastecidos de recursos mais dinâmicos, onde a leitura acaba sendo utilizada de uma maneira

reduzida. Os usuários tendem a ser recomendados com recursos de vídeo, som e imagem quase na sua totalidade de recomendações.

Gráfico 6 - Recursos recomendados.



3.4 Ameaças à Validade

Existem algumas ameaças à validade do nosso estudo. Elas são apresentadas abaixo com as estratégias para a sua mitigação.

Quanto a *string* de busca, é possível que ela não tenha abordado alguns estudos. Para mitigar esta ameaça, uma especialista na área foi consultada a fim de validar a *string*, e também foi aplicada a técnica do *snowballing* com as referências dos estudos primários selecionados. Outra ameaça relacionada com a *string* de busca é que ela encontrou um grande número de trabalhos (728). Analisar esse grande número de trabalhos encontrados em um curto período de tempo exigiu um grande esforço e a atividade pode ter sido influenciada por uma fadiga no processo.

Em relação ao viés de publicação, não se pode garantir que todos os estudos primários relevantes foram selecionados. Mesmo procurando nas principais bibliotecas digitais, é possível que alguns estudos relevantes não tenham sido incluídos no processo de busca. Como na *string* de busca, esta ameaça também foi mitigada realizando a técnica do *snowballing*, com as referências dos estudos primários. Além disso, outra estratégia utilizada para mitigar esta ameaça foi a utilização de um grande número de bibliotecas digitais.

Em relação à pesquisa realizada, os processos de busca nas bases de dados digitais não são exatamente os mesmos, e não é mostrado como elas funcionam internamente. Para mitigar esta ameaça, foram adaptadas as *strings* de busca para cada banco de dados digital, tomando cuidado para que as expressões lógicas se tornassem equivalentes de forma consistente em todos os bancos de dados.

3.5 Considerações Finais do Capítulo

Recentemente, redes sociais têm sido utilizadas em várias aplicações. No entanto, estudos sobre Sistemas de Recomendação por meio de análise de rede social ainda são deficientes. Outra área pouco explorada é a recomendação de recursos educacionais em redes sociais. Portanto, o desenvolvimento da pesquisa em Sistema de Recomendações utilizando análise de redes sociais, bem como a recomendação de recursos educacionais nas redes sociais são áreas interessantes de pesquisa.

Sistemas de Recomendação que consideram grupos de usuários estão começando a se expandir e para serem usados em diferentes áreas. Os resultados apresentados nesta revisão têm diversas implicações importantes. Com base nas taxas de publicações, percebe-se que o interesse em Sistemas de Recomendação vem crescendo constantemente e significativamente. As recomendações em grupo geram sugestões com capacidade de satisfazer um grupo de usuários com interesses potencialmente comuns.

Tendo como base este estudo, pretende-se propor uma arquitetura capaz de extrair informações acerca do interesse educacional e informações básicas de grupos utilizando as redes sociais, determinando o perfil educacional do grupo a partir das informações extraídas do grupo e de seus usuários membros. Com esse modelo, espera-se que os recursos educacionais possam ser recomendados de uma maneira mais eficiente.

Em síntese, o mapeamento sistemático foi importante para algumas tomadas de decisões na realização deste trabalho, além de confirmar que o tema abordado é de crescente interesse da comunidade.

A QP1 foi importante para identificar pontos positivos das abordagens (FBC e FC), possibilitando utilização no trabalho da FH aproveitando esses pontos positivos identificados. A QP2 apesar de ter sido importante para a pesquisa, ela não influenciou diretamente na tomada de decisão de qual técnica de extração utilizar. No entanto foram utilizadas algumas regras de associação para a extração de dados neste trabalho. A QP3 ajudou a identificar a necessidade de buscar e expandir os tipos de recursos educacionais a serem recomendados, pois adotar

somente um repositório de dados poderia ser muito restrito, visto que a grande maioria dos usuários prefere recursos de vídeo, som e imagem.

Desta maneira, foi necessário buscar formas de recomendação que não fossem restritas a um único repositório de dados, como a abordagem baseada em dados ligados e a abordagem baseada em vídeos.

4 TRABALHOS RELACIONADOS

Muitas propostas de Sistemas de Recomendação podem ser encontradas na literatura. Considerando a amplitude do tema, os trabalhos apresentados neste tópico se restringem a Sistemas de Recomendação educacionais que consideram o contexto dos seus usuários ou de grupos de usuários para gerar a recomendação.

Yu (2012) realizou um experimento em um conjunto de dados do Twitter, onde comparou o desempenho de algoritmos de recomendação existentes (PageRank, seguidores comuns, número de tweets, número de seguidores, e perfil de documentos). A partir deste resultado, confirmou-se que o desempenho de cada algoritmo é altamente dependente do usuário, mostrando grandes diferenças na taxa de acerto da recomendação sempre que o usuário é alterado. Yu (2012) define este fenômeno como flutuação do desempenho.

Este fenômeno é analisado por Yu (2012) como sendo causado pelas diferentes características do usuário em critérios de avaliação (o número de seguidores ou a dispersão do conteúdo do perfil), e cada algoritmo sensível responde apenas às características específicas deles. Portanto, é possível supor que não há nenhum algoritmo de recomendação ideal único que é capaz de analisar e satisfazer as diversidades de todos os usuários. Como solução para a limitação de uma única abordagem, Yu (2012) sugere um algoritmo de recomendação competitivo dinâmico, que visa proporcionar um desempenho consistente e estável até a competição de vários algoritmos de componentes.

Wang e Wu (2011) apresentam uma proposta de recomendação sensível ao contexto para implementar um sistema educacional ubíquo (*u-learning*) adaptativo. O objetivo é permitir ao aluno construir o seu ambiente de forma auto gerenciada e personalizada. A Figura 3 mostra o fluxo do sistema educacional ubíquo adaptativo proposto (WANG e WU, 2011).

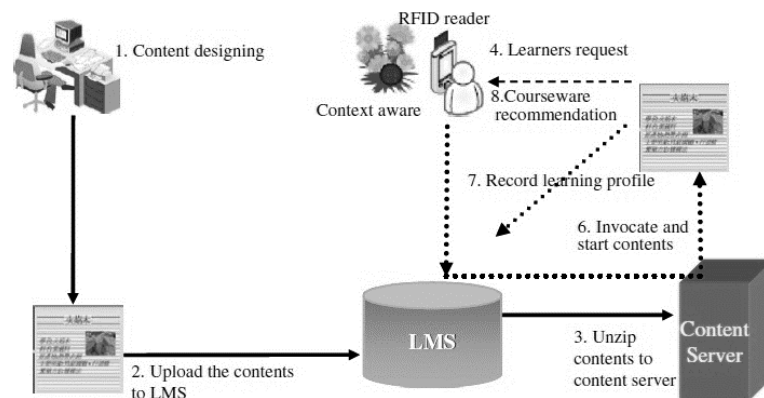


Figura 3 - Sistema ubíquo adaptativo (WANG e WU, 2011).

Os autores esclarecem que a proposta está baseada nas abordagens de *inquiry-based learning*, *social learning* e *context learning theories*. Usando as transmissões da rede sem fio e a detecção das metas de aprendizagem em situações reais através de sensores, o material didático apropriado é recomendado à plataforma de aprendizagem do aluno, considerando o seu contexto. Wang e Wu (2011) explicam o funcionamento do sistema: o aluno conecta-se à Internet através de uma rede *wireless* ou com tecnologia 3G para acessar o ambiente de aprendizagem em um ambiente sem fio. Através da tecnologia RFID (*Radio Frequency Identification*), o aluno pode aplicar o leitor de RFID para detectar a localização de objetos educacionais no mundo real a qualquer momento. O sistema transmite, em seguida, os recursos de aprendizagem associados ao usuário.

O método de recomendação adotado pelo estudo utiliza a experiência dos usuários próximos que possuem metas de aprendizagens semelhantes e a avaliação feita por eles aos recursos educacionais. Após a recomendação, o aluno avalia o item recomendado e aceita por ele. Este *feedback* dado pelo aluno permite o aprendizado do sistema e uma recomendação mais qualificada, uma vez que recursos bem aceitos e avaliados são mais recomendados a outros alunos. A definição do perfil do aluno é feita usando a técnica de Filtragem Colaborativa e Mineração dos registros de navegação na Web (*Web Usage Mining*).

Ribeiro, Fonseca e Freitas (2013) apresentaram um sistema para recomendação de OA aos alunos do AVA Moodle, baseado no conjunto das *hashtags* atribuídas nas postagens dos fóruns, fazendo uso do esquema da frequência de ocorrência do termo no documento e do inverso da frequência do termo entre documentos da coleção.

Os AVAs (Ambientes Virtuais de Aprendizagem) são sistemas computacionais disponíveis na internet, que permitem integrar múltiplas mídias, ordenar informações, desenvolver interações entre pessoas e objetos de conhecimento. Tornar o AVA um ambiente mais humanizado deve ser uma meta constante, seja através do uso das mídias sociais, de outras ferramentas da Internet ou mesmo de qualquer estratégia que esteja ao alcance dos tutores e dos professores no ambiente virtual (COELHO, 2012).

Os AVAs podem ser empregados como suporte para sistemas de educação a distância realizados exclusivamente on-line, para apoio às atividades presenciais de sala de aula, permitindo expandir as interações da aula para além do espaço-tempo do encontro face a face ou para suporte às atividades de formação semipresencial nas quais o ambiente virtual poderá ser utilizado tanto nas ações presenciais como nas atividades à distância (RIBEIRO, FONSECA e FREITAS, 2013).

Objetivando criar e integrar um módulo que recomende objetos de aprendizagem aos usuários do AVA Moodle, Ribeiro, Fonseca e Freitas (2013) desenvolveram um sistema que permite localizar o conjunto de *hashtags* mais postadas nos fóruns da plataforma, classificando-as, ranqueando-as e sugerindo conteúdos relacionados ao tema em estudo.

Ribeiro, Fonseca e Freitas (2013) criaram um curso no AVA Moodle, no qual os alunos inseriram *hashtags* em suas postagens, de forma a criar um banco de informações relevantes ao sistema, recomendando objetos de aprendizagem relacionados às postagens mais ranqueadas. O diagrama de componentes da proposta de Ribeiro, Fonseca e Freitas (2013) é apresentado na Figura 4.

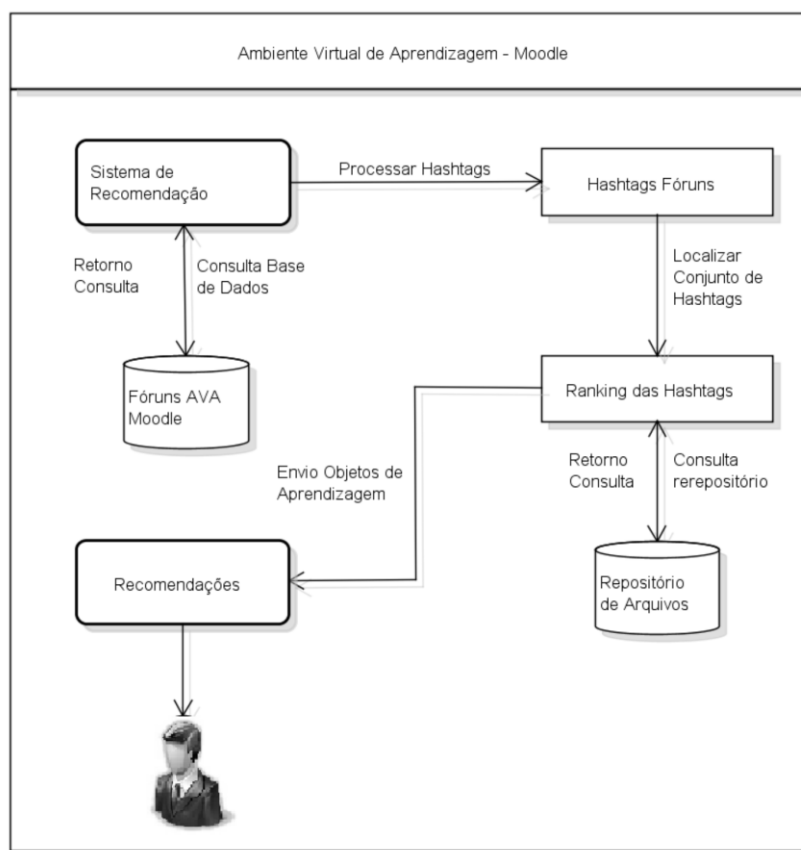


Figura 4 - Diagrama dos componentes do sistema (RIBEIRO, FONSECA e FREITAS, 2013).

Já Casagrande, Kozima e Willrich (2013), propuseram em seu trabalho uma técnica simples e eficiente de recomendação de conteúdos em repositórios digitais baseada em metadados descritores dos conteúdos e agrupamento de usuários. Nesta técnica, o perfil do usuário é construído implicitamente observando os valores dos metadados dos conteúdos acessados. A redução da complexidade da técnica proposta é devido à utilização de valores dos

metadados das obras acessadas, não exigindo técnicas complexas de análise destes conteúdos. A técnica de recomendação proposta foi implementada na Biblioteca Digital de Literatura Brasileira, com a qual foram realizados testes de precisão e de tempo de processamento.

A atividade final da proposta de Casagrande, Kozima e Willrich (2013) teve por objetivo produzir uma lista ordenada de conteúdos a serem recomendados a um determinado usuário. Esta lista é obtida a partir do conjunto de conteúdos acessados pelos vizinhos próximos do usuário foco da recomendação. Esta técnica assume que a lista de recomendação deve ser constituída de conteúdos que não foram ainda acessados pelo usuário. Desta forma, estes conteúdos já acessados pelo usuário serão retirados da lista de conteúdos a recomendar.

Quijano-Sanchez et al. (2011) propõem recomendações do grupo através da adição de conhecimento social às estratégias de recomendação existentes. Para isso, foram utilizadas as informações armazenadas em redes sociais para obter fatores sociais seguindo duas abordagens: a abordagem de modelagem cognitiva, que estuda como a maneira de pensar das pessoas predispõe as suas ações; e a abordagem social que estuda como os relacionamentos das pessoas predispõem suas ações. Quijano-sanchez et al. (2011) abordam o valor da utilização de modelos de cognição social extraídos de redes sociais em Sistemas de Recomendação de grupo através da instanciação do um modelo próprio em um aplicativo de recomendação de filmes para o Facebook (HappyMovie). A Figura 5 apresenta os módulos desenvolvidos no trabalho.

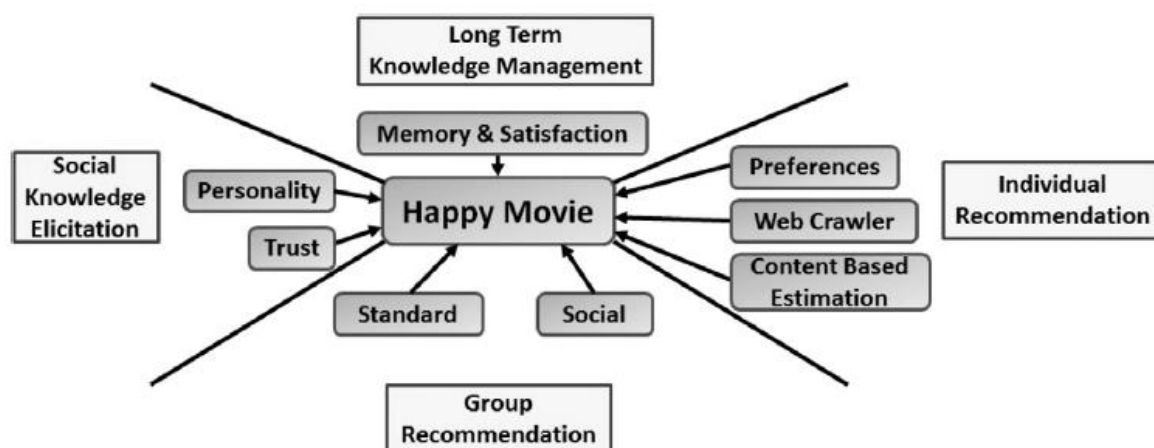


Figura 5 - Módulos do Happy Movie (QUIJANO-SANCHEZ et al., 2011).

Em Fritzen et al. (2012) é apresentada uma proposta que busca modelar o contexto a partir da extração de mensagens trocadas entre alunos em grupos de Redes Sociais, e usar esse contexto para melhorar a relevância na recuperação de documentos na Web, tendo como objetivo apoiar a aprendizagem colaborativa. A intenção da proposta é recuperar informação

sensível ao contexto das discussões (por intermédio do uso das mensagens para modelagem do contexto), oferecendo, portanto, resultados de busca contextualizada.

De acordo com Fritzen et al. (2012), duas macro funcionalidades podem ser identificadas na proposta: processamento do contexto e processamento da consulta do usuário. Na Figura 6 pode-se ter uma visão geral da proposta. As setas A e B indicam as mensagens do grupo fornecendo conteúdo para o processamento do contexto, através da colaboração entre os usuários. Quando uma solicitação de consulta é identificada, conforme mostrado na seta C inicia-se o processamento para extrair os termos sugeridos para expansão e gerar uma mensagem de resposta, que terá um *link* para o protótipo CCS Agent associado à requisição gerada, indicado pela seta D. O usuário então clica no link que foi sugerido e acessa a interface do protótipo de busca, etapa essa indicada pela seta E. Ele então escolhe os termos para expandir a consulta e avalia os resultados da busca, conforme mostrado pela seta F.

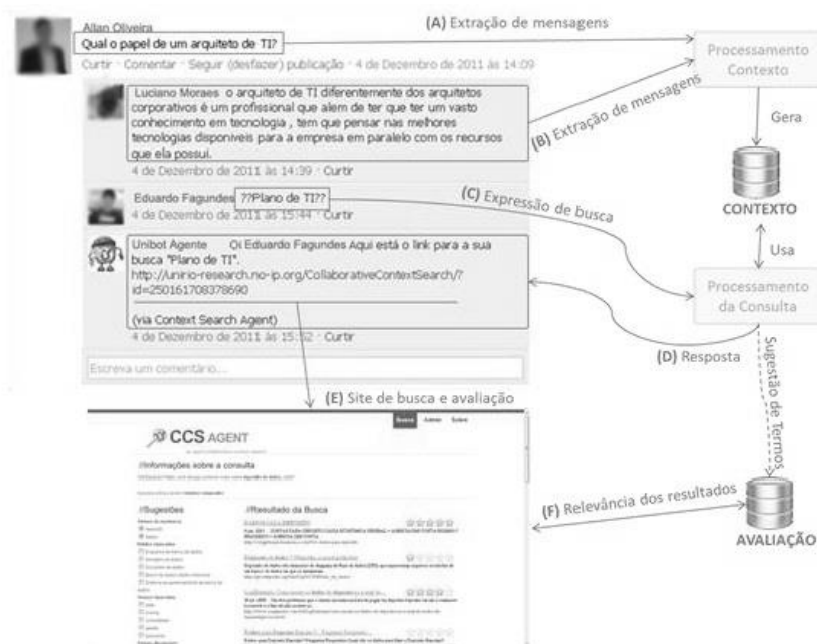


Figura 6 - Visão geral da arquitetura de Fritzen et al. (2012).

Pereira et al. (2014) buscam extrair e explorar as informações disponíveis nas redes sociais, bem como o interesse dos seus usuários em estarem atualizados através do seu uso. Por meio da extração de informações disponíveis nas redes sociais, buscam identificar e inferir características, preferências e interesses educacionais dos usuários, usando técnicas de Extração de Texto e Web Semântica. O objetivo principal é a identificação de características do perfil e do contexto do usuário a partir de informações geradas, espontaneamente, através do uso das

redes sociais, para auxiliar no processo de seleção e recomendação de recursos educacionais adequados a esse perfil. Além disso, buscam também explorar o longo tempo dispendido pelos estudantes em redes sociais, levando até eles orientações e recursos educacionais.

Pereira et al. (2014) apresentaram uma proposta de recomendação, cujo objetivo principal é identificar, automaticamente, características do perfil educacional do usuário, utilizando informações extraídas do Facebook, para auxiliar no processo de recomendação de recursos educacionais.

A arquitetura proposta pode ser resumida em 5 camadas, sendo elas: (1) extração das informações, (2) definição do perfil Educacional, (3) enriquecimento do perfil, (4) representação semântica e (5) recomendação.

Para a extração de informações são consideradas informações disponíveis no site de Rede Social Facebook. Através dessas informações são definidos dados básicos de perfil do usuário e suas preferências educacionais. Após a extração foram usadas técnicas de análise textual e web semântica para estender o vocabulário relativo aos interesses educacionais, trazendo novos interesses implícitos. Uma representação semântica do perfil do usuário é criada e através de associações entre ela e os metadados dos recursos educacionais são selecionados um conjunto de recursos apropriados a cada usuário. A Figura 7 apresenta a arquitetura proposta por Pereira et al. (2014).

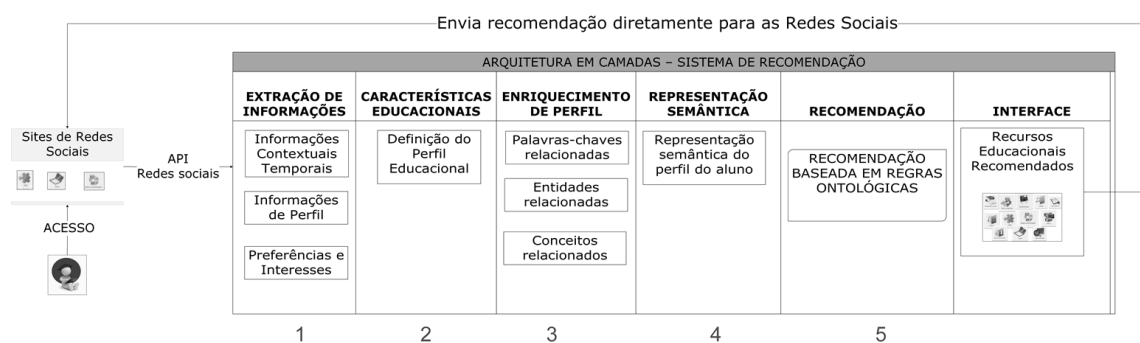


Figura 7 - Arquitetura proposta por Pereira et al. (2014).

A seguir, é apresentada uma tabela comparativa (Tabela 7) entre os trabalhos relacionados. Nela são identificados o ambiente onde cada trabalho é utilizado para efetuar a recomendação, bem como qual o tipo de recurso abordado e o público alvo da recomendação.

Tabela 7 - Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.

Trabalho	Ambiente de recomendação	Recurso abordado	Público alvo
Yu (2012)	Rede social (<i>Twitter</i>)	Desempenho de algoritmo de recomendação	Usuário
Wang e Wu (2011)	Sistema educacional desenvolvido pelos autores	Recomendação de recursos educacionais	Usuário
Ribeiro, Fonseca e Freitas (2013)	AVAs na plataforma Moodle	Recomendação de objetos de aprendizagem	Grupo
Casagrande, Kozima e Willrich (2013)	Repositórios digitais	Recomendação de conteúdo	Usuário
Quijano-sanchez et al. (2011)	Rede social (Facebook)	Recomendação de filmes	Grupo / usuário
Fritzen et al. (2012)	Protótipo desenvolvido pelos autores	Modelagem do contexto	Grupo
Pereira et al. (2014)	Rede social (Facebook)	Recomendação de recursos educacionais	Usuário

Fonte: elaborada pelo autor.

4.1 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo são apresentados e comparados alguns trabalhos relacionados a Sistemas de Recomendação quanto ao seu ambiente de recomendação, ao recurso abordado e ao público alvo. Através da análise dos trabalhos foi possível perceber que em relação ao ambiente de recomendação, alguns trabalhos estão relacionados a rede social, e outros a ambientes virtuais de aprendizado, sendo o Moodle ou desenvolvido pelos próprios autores. Em relação aos recursos recomendados, alguns autores explicitam apenas o algoritmo da

recomendação, e outros indicam os recursos recomendados: objetos de aprendizagem, conteúdos, filmes.

A partir do quadro apresentado (Tabela 7), pode ser feito um paralelo com o presente trabalho, onde é apresentada uma proposta para um sistema de recomendação em redes sociais, através de um algoritmo que aborda a Filtragem Híbrida, e recomenda recursos educacionais para grupos de usuários.

O sistema de recomendação apresentado nesta dissertação evolui a proposta feita em (PEREIRA et al., 2014) e traz aspectos inovadores em relação a ele e aos demais trabalhos no sentido de abordar a recomendação de recursos educacionais, no ambiente de redes sociais, e, atingindo um grupo de usuários como público alvo. Essa combinação de abordagem não é explorada em nenhum dos trabalhos citados.

5 PROPOSTA – BROAD-GRS

Neste capítulo apresentamos a solução proposta nomeada BROAD-GRS (Sistema de Recomendação para Grupos). O trabalho pretende avançar em relação ao projeto BROAD-RSI (PEREIRA et al., 2014) (REZENDE et al., 2015) (PEREIRA et al., 2015b), acrescentando a definição do perfil e do contexto dos grupos de usuários, bem como de informações dos usuários membros do grupo, através da aquisição de informações disponibilizadas nas redes sociais. Além disso, bem como em Pereira et al. (2014), a proposta pretende explorar o longo tempo dispendido por usuários nas redes sociais, levando recomendações de recursos educacionais até os grupos formados por esses usuários, utilizando recursos disponíveis nas redes sociais, tais como “recomendar”, “curtir”, “compartilhar”, “comentar” para as recomendações feitas.

Estes recursos podem proporcionar um aumento na capacidade de propagação das recomendações educacionais, bem como a qualidade de conteúdos educacionais distribuídos.

No escopo deste trabalho, Rede Social é uma das formas de representação dos relacionamentos afetivos ou profissionais dos seres entre si ou entre seus agrupamentos de interesses mútuos. A rede é responsável pelo compartilhamento de ideias entre pessoas que possuem interesses e objetivos em comum e também valores a serem compartilhados. Assim, um grupo é composto por indivíduos que possuem interesses em comum. Essas redes sociais estão hoje instaladas principalmente na Internet devido ao fato de que ela possibilita uma ampla aceleração da exposição de ideias em busca de algo comum.

Neste trabalho, utilizamos a rede social Facebook, pois, segundo Junco (2011), é o site de rede social mais popular entre estudantes universitários, e, ainda de acordo com uma pesquisa realizada pela Quacquarelli Symonds (VANOZZI e BRIDGESTOCK, 2013) entre 2012 e 2013, com 918 entrevistados em 26 países distribuídos pela Europa, Ásia, América Latina, América do Norte e África, o uso do Facebook entre os estudantes varia entre 78 e 96% nessas regiões, sendo que a América Latina é a região que mais utiliza o Facebook. Além disso, vale citar novamente que, segundo o TIC Educação 2014, o Facebook é a principal rede social, utilizada por 97% dos alunos que participam de redes sociais (COMITÊ GESTOR DA INTERNET NO BRASIL – CGI.BR, 2015). A Figura 8 ilustra o fluxo da arquitetura proposta.



Figura 8 - Fluxo da arquitetura.

O processo simplificado de extração das características de perfil e contexto e de recomendação do BROAD-GRS pode ser visualizado na Figura 9. Ele tem início através do acesso do usuário ao Facebook. Em seguida, o usuário será questionado sobre a autorização para que suas informações sejam usadas pelo BROAD-GRS. Diante da autorização dada pelo usuário, é feita a extração das informações explícitas, que incluem os dados de perfil e os grupos dos quais o usuário participa, e implícitas, que incluem preferências sobre idiomas e mídias. Na etapa seguinte, são definidos os interesses e preferências do grupo, definindo seu perfil educacional. Em seguida, é feita a representação semântica do perfil do grupo. Por fim, o perfil do grupo é usado para determinar os parâmetros de busca e relevância dos recursos educacionais

a serem recomendados. A busca inclui a priorização dos recursos encontrados e o envio dessas recomendações para o grupo, dentro de um aplicativo na rede social.

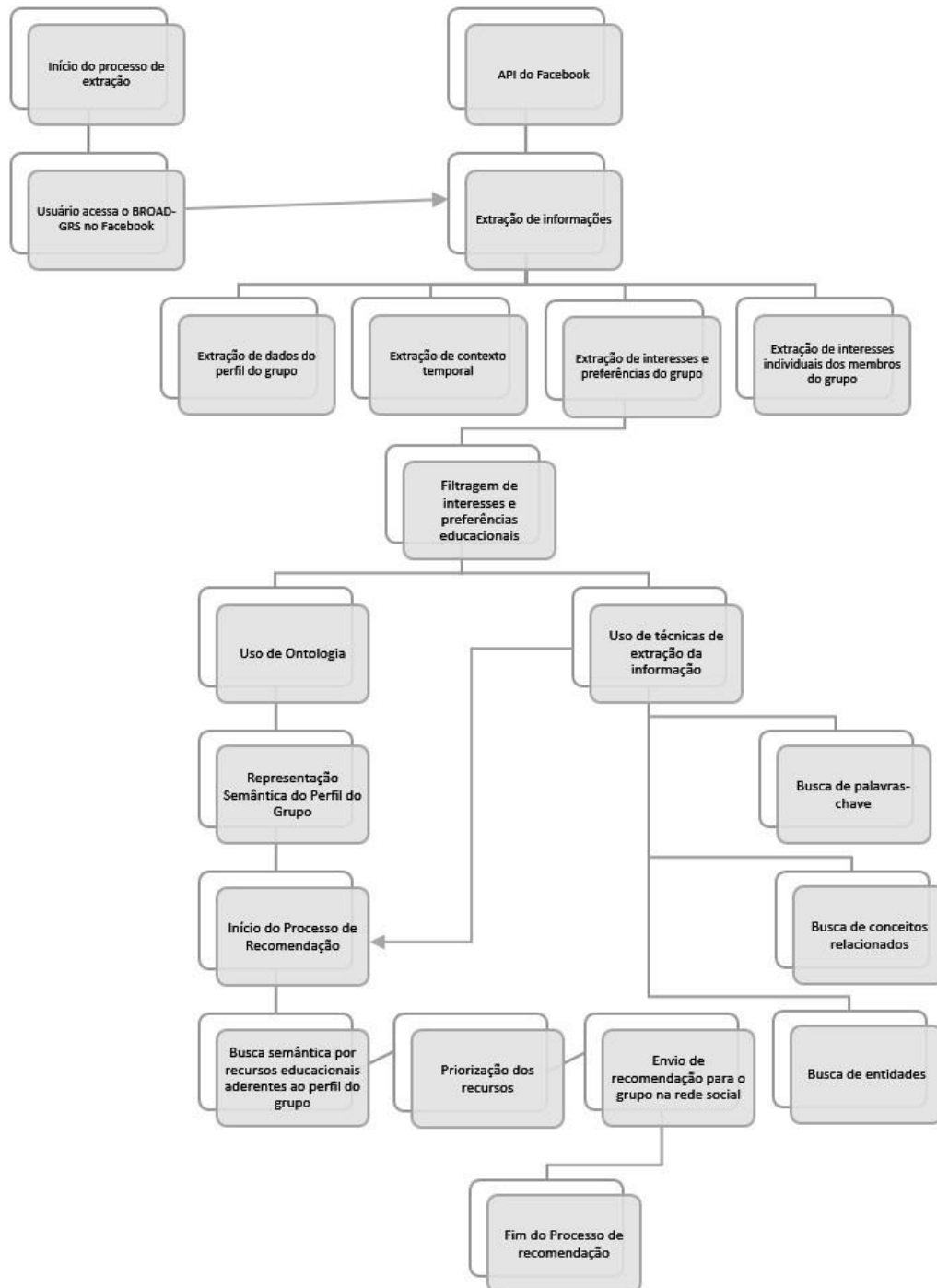


Figura 9 – Fluxo simplificado de recomendação do BROAD-GRS.

5.1 Arquitetura

A arquitetura do BROAD-GRS pode ser dividida em 5 módulos: (1) Camada de extração de informações; (2) Camada de definição do perfil do grupo; (3) Camada de representação semântica; (4) Camada de recomendação e (5) Camada de interface. Para processar as informações extraídas, definir características de perfil do grupo e gerar recomendações educacionais aderentes a essas características definiu-se a arquitetura do BROAD-GRS, apresentada na Figura 10.

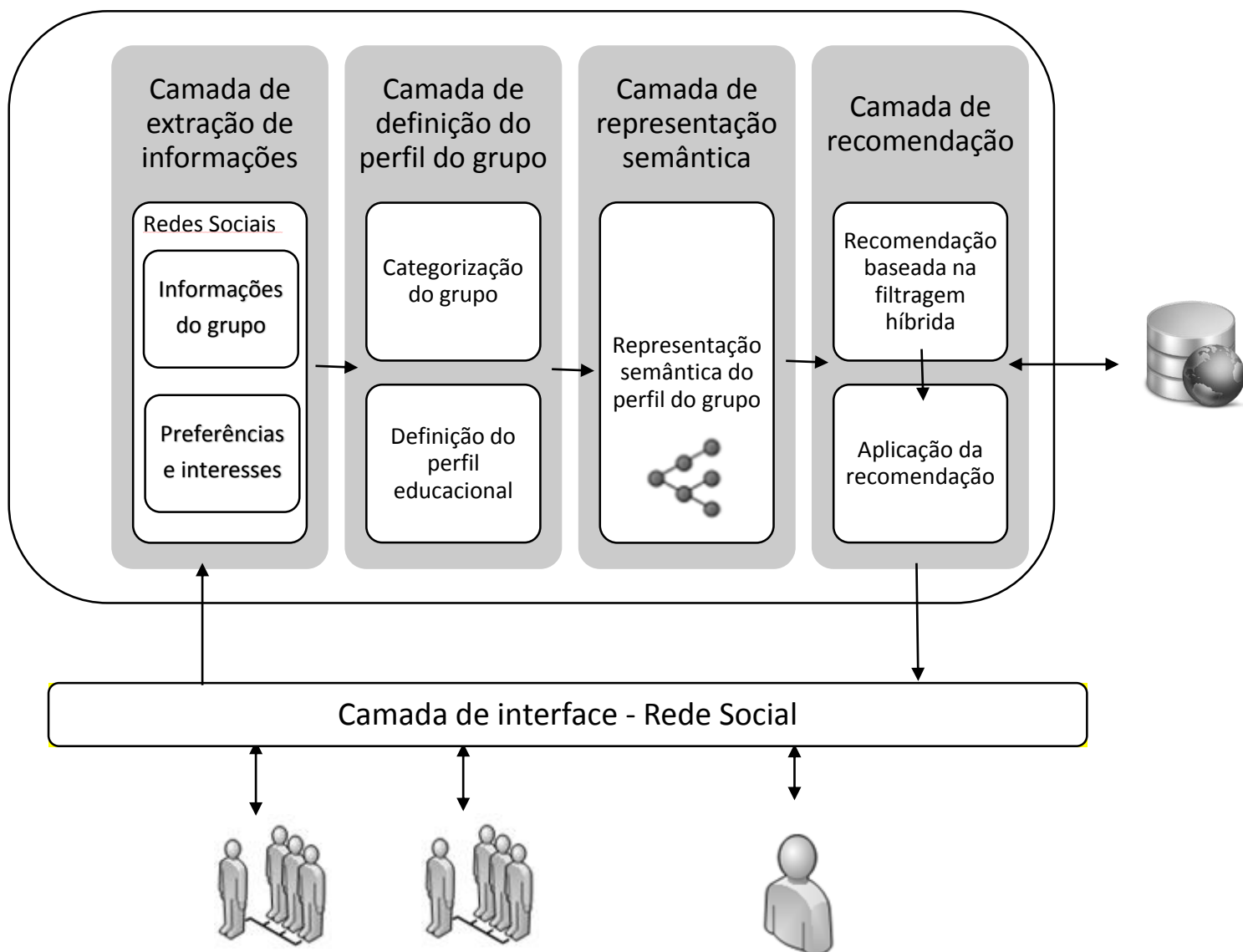


Figura 10 - Arquitetura do BROAD-GRS.

5.2 Extração de Informações

O processo de aquisição de informações do perfil inicia-se a partir do login do usuário na rede social, no caso a proposta é utilizar a conta do Facebook. Através de sua API³ (Application Programming Interface), o Facebook disponibiliza informações referentes às conexões de cada usuário, informações públicas do seu perfil (nome, idade, cidade de nascimento e residência, dados educacionais, dados profissionais), interesses e preferências (livros, músicas, filmes, jogos, páginas, entre outros) e ainda grupos dos quais ele participa.

Para a definição de quais informações deveriam ser consideradas no BROAD-GRS, buscou-se identificar quais são relevantes para Sistemas de Recomendação Educacionais. Para isso, num primeiro momento, foram consideradas quais informações do perfil e contexto do grupo seriam importantes, e, logo em seguida, quais elementos do perfil e do contexto do usuário membro do grupo seriam úteis para gerar recomendações relevantes.

As características retiradas, como dados de entrada para o sistema de recomendação, foram selecionadas após a realização de um levantamento de quais elementos poderiam ser relevantes para a criação do modelo do grupo, são elas:

- Dados do grupo: nome, descrição, postagens e horário de maior incidência de publicações.
- Dados dos membros do grupo: nome, idade, histórico educacional, tipo de mídia mais compartilhada pelo usuário, gênero, idiomas de domínio, interesses dos usuários, dia e horário de maior acesso, dispositivo usado e as conexões de um usuário com outros usuários.

Os elementos considerados estão indicados na Tabela 8. As informações foram categorizadas de acordo com o framework definido em (VERBERT et al., 2012), conforme detalhado em (PEREIRA et al., 2014), e expandido neste trabalho no item Grupo.

Tabela 8 - Elementos contextuais usados no BROAD-GRS.

CATEGORIA	SUBCATEGORIA	ELEMENTOS DE CONTEXTO
Computacional Usuário	Hardware	Tipo de dispositivo (notebook, tablet, desktop, celular)
Tempo Usuário	Horário	Horários das postagens nas redes sociais

³ API é um conjunto de rotinas e padrões estabelecidos por um software para a utilização das suas funcionalidades por aplicativos que não pretendem envolver-se em detalhes da implementação do software, mas apenas usar seus serviços.

	Intervalo de tempo	Dia da semana Período do dia com maior número de acesso
Grupo	Informações básicas	Nome Descrição Postagens
	Conhecimento	Conhecimento de idiomas Competências educacionais
	Preferências Interesses	Interesses gerais e educacionais
Usuário	Informações básicas	Nome Qualificação Cidade onde reside Histórico educacional Idade
	Conhecimento	Conhecimento de idiomas Competências educacionais
	Preferências Interesses	Interesses gerais e educacionais Preferência (mídia, comunicação, música, notícias, filmes) Dispositivos utilizados

Fonte: Adaptada de Pereira et al., 2014.

5.3 Definição do Perfil do Grupo

Depois de extraídas as informações citadas anteriormente, faz-se necessário filtrá-las, buscando quais, dentre os diversos interesses do grupo, podem ser consideradas de cunho educacional. O Facebook não possui uma categoria explícita para o grupo com essa informação. Desta forma, como uma alternativa para categorizar o grupo, foi utilizado a AlchemyAPI nas postagens dos usuários.

AlchemyAPI é uma ferramenta que oferece um conjunto de funcionalidades sobre o texto fornecido, como extração de tags, detecção de idioma, extração de entidades, categorização de texto, extração de conceitos relacionados, extração de palavras-chave, entre outros. A maioria destas funcionalidades usa métodos estatísticos de processamento de linguagem natural (CHOWDHURY, 2003) e algoritmos de aprendizagem de máquina (SEBASTIANI, 2002).

A escolha da AlchemyAPI foi feita apoiada em resultados apresentados em (FERNANDES, 2013) e (KOVACIC, 2012). Além disso, a AlchemyAPI possui suporte para diferentes idiomas, fator determinante para a sua utilização. Essas palavras-chave extraídas pelo AlchemyAPI servirão de base para a recomendação ao grupo.

Após a categorização do grupo são considerados o perfil educacional do grupo e as áreas de interesse definidas no perfil educacional dos usuários integrantes (tais como páginas referentes a faculdades, escolas, linhas de pesquisa, entre outras). Apesar das informações educacionais não serem obrigatórias, elas estão presentes no perfil de muitos usuários. Considerando o amplo uso do Facebook, o quantitativo de pessoas beneficiadas por uma recomendação educacional é considerável.

São extraídas, ainda, as preferências por tipos diferentes de mídias, a partir dos quantitativos dos diferentes tipos de recursos compartilhados pelo usuário no Facebook, tais como Livros, Músicas, Vídeos, Imagens e Jogos. Essa preferência ajuda a priorizar os recursos educacionais recomendados de acordo com o seu formato. Ela não é usada para eliminar uma recomendação, mas apenas para dar mais importância e prioridade a um subconjunto delas.

O BROAD-GRS aborda a construção de um modelo único de preferência de um grupo estabelecido, ou seja, um número de pessoas que explicitamente escolheram ser parte de um grupo, devido a algum interesse em comum. O BROAD-GRS leva em consideração a maximização da satisfação geral de todos os membros do grupo. Para isso, ele analisa as preferências individuais dos membros do grupo, e gera uma categorização de perfil educacional para o grupo, permitindo assim, que os recursos educacionais possam ser recomendados de uma maneira mais eficiente.

O BROAD-GRS tem como estratégia de agregação considerar apenas as características observadas na maioria dos seus membros, visto que uma característica observada na minoria dos usuários membros não é representativa ao grupo. As características consideradas para a definição do perfil do grupo bem como seu critério de escolha estão apresentadas na Tabela 9, onde precisa atender mais de 50% dos membros.

Tabela 9 - Características consideradas para a definição do perfil do grupo.

Características Extraídas
Idiomas falados
Preferência por mídias
Nível de escolaridade
Idade
Dispositivo

Fonte: elaborada pelo autor.

Assim, se existir mais de uma opção que atenda mais da metade dos membros, será considerada, num primeiro momento, a de maior aderência. Desta maneira, a recomendação

será priorizada por este tipo de característica. Isto não significa que as outras serão desconsideradas, apenas não serão priorizadas. Caso nenhuma das características alcance a maioria dos membros, então não será feita a recomendação ao grupo. A Tabela 10 mostra um exemplo de priorização em preferências por mídia. Analisando a tabela, a característica preferências por mídias do grupo será composta por vídeo, som e imagem, nesta ordem, respeitando a maximização da satisfação. Sendo assim, a recomendação irá priorizar recursos educacionais do tipo vídeo para o grupo. Os tipos documento e livro não irão compor o perfil do grupo, uma vez que eles não atendem à preferência da maioria de seus membros.

Tabela 10 - Exemplo de definição da característica preferências por mídia de um grupo.

Preferências por mídias	
Documento	40%
Vídeo	90%
Imagem	60%
Livro	25%
Som	75%

Fonte: elaborada pelo autor.

Resumindo, a estratégia de agregação do grupo pode ser definida em quatro passos:

- (1) criação do grupo na rede social;
- (2) o usuário, através do BROAD-GRS, concede a permissão para acessar suas informações e criar seu perfil individual;
- (3) O BROAD-GRS acessa o grupo na rede social retirando suas informações;
- (4) cria o perfil para o grupo, baseado nas informações retiradas do grupo e dos seus usuários membros.

5.4 Representação Semântica

A representação semântica é feita através de uma ontologia que envolve classes referentes a tópicos de interesse do grupo, instituições onde a pessoa estudou ou trabalhou, grau de formação educacional e preferências por mídias. Esta ontologia representa as informações relacionadas ao grupo nas redes sociais, fazendo um *merge* de *group* com a Sioc (BRESLIN et al., 2006) e de *user* com a Foaf (BRICKLEY e MILLER, 2014). A Sioc (*Semantically-Interlinked Online Communities*) fornece os principais conceitos e propriedades necessárias para descrever informações de comunidades on-line (por exemplo, fóruns, wikis, blogs, etc)

(BRESLIN et al., 2006). Já a Foaf (*Friend of a Friend*) é uma ontologia que descreve as pessoas, suas ligações e as coisas que podem criar e fazer (BRICKLEY e MILLER, 2014).

A utilização da ontologia se torna importante para futuras inferências, associações e buscas semânticas, e proporciona uma maior precisão na identificação de termos correlatos, uma vez que tanto a Sioc quanto a Foaf são construídas por especialistas da área. Além disso, a hierarquia e o sequenciamento de termos possíveis de serem representados através da ontologia podem enriquecer as recomendações, uma vez que permitem a apresentação de recursos em uma série definida, preservando os requisitos necessários para o entendimento dos diversos assuntos.

5.5 Recomendação

O módulo de recomendação é responsável por realizar buscas em fontes diferentes (no contexto deste trabalho, realiza busca em repositórios de objetos de aprendizagem, conjuntos de dados ligados e repositórios de vídeos), estabelecendo a relação entre o perfil do grupo com os usuários e os recursos educacionais armazenados nessas fontes. Nesse módulo é definida também a prioridade de recomendação a partir da aderência entre os recursos educacionais e o perfil educacional estabelecido para o grupo.

A recomendação dos recursos educacionais é feita a partir da relação estabelecida entre o perfil do grupo e os metadados do recurso educacional. Geralmente, os recursos educacionais são catalogados usando padrões de metadados, como por exemplo: IEEE LOM (DUVAL e HODGINS, 2002), OBAA (VICARI et al. 2010) e SCORM (SCORM, 2004), permitindo assim a busca e reutilização desses recursos. Um dos focos da recomendação do projeto BROAD-GRS são os recursos educacionais, armazenados em seu próprio repositório, e catalogados, através de um conjunto de metadados.

No entanto, a dificuldade de localização dos recursos educacionais em repositórios, a falta de catalogação correta, o baixo índice de atualização, comuns em diversos repositórios, têm grande impacto na eficiência dos Sistemas de Recomendação e de personalização de conteúdo educacional, já que esses dependem da quantidade e da qualidade dos recursos educacionais catalogados. Nesse sentido, buscamos explorar uma alternativa para as limitações dos repositórios de recursos educacionais usando outras fontes. Foram utilizadas uma abordagem baseada em dados ligados e outra baseada em vídeos. Na Tabela 11, Pereira et al. (2014) apresenta um comparativo entre essas abordagens, apontando vantagens e desvantagens da sua utilização.

Tabela 11 - Comparação das fontes de recursos educacionais usadas na recomendação.

	Repositório de objetos de aprendizagem	Dados Ligados	Vídeos do Youtube
Atualização	Atualizado com pouca frequência	Atualizado com grande frequência (depende do conjunto de dados ligados)	Atualizado com grande frequência
Priorização	Mais precisa	Pouco precisa	Pouco precisa
Especificidade de tema	Muito específico	Dependente do conjunto -DBPEDIA: pouco específica -Open University: mais específica	Pouco específico
Especificidade de tipo de recurso	Pouco específico	Dependente do conjunto -DBPEDIA: pouco específica -Open University: mais específica	Muito específico
Catologação	Boa estruturação	Boa estruturação	Pouco estruturada
Principais vantagens	Catologação geralmente feita por profissionais da educação; Recursos específicos para fins educacionais; Descrição detalhada através de metadados;	Diversidade de temas; Diversidade de mídias; Atualização constante (em alguns casos); Estruturação semântica;	Quantidade de recursos disponíveis; Diversidade de temas e idiomas; Atualização permanente;
Principais desvantagens	Dificuldade de atualização; Repositórios específicos para determinadas instituições.	Nem sempre o conteúdo tem fins educacionais; Falta de metadados na descrição dos recursos.	Nem sempre o conteúdo tem fins educacionais; Falta de metadados na descrição dos recursos; Especificidade do tipo de mídia (vídeo).

Fonte: PEREIRA et al., 2014.

A seguir são apresentadas as três abordagens: baseada em repositórios de objetos de aprendizagem; baseada em conjuntos de dados ligados; e uma para recomendação de vídeos, baseada no Canal de Vídeos Youtube.

5.5.1 Abordagem Baseada em Repositório

A recomendação dos recursos educacionais feita pelo BROAD-GRS se dá a partir da relação estabelecida entre as características do perfil do grupo e os metadados dos recursos educacionais. O projeto BROAD já prevê a catalogação de recursos educacionais utilizando um subconjunto de metadados do LOM e considerando algumas categorias do padrão OBAA, incluindo ainda uma ontologia para a representação desse conjunto de metadados (CAMPOS et al, 2012). Na Figura 11 são apresentados os metadados considerados, enquanto na Tabela 12 é apresentada a relação entre os metadados e as informações extraídas (PEREIRA et al., 2014).

General	Life Cycle	Technical	Educational
- Title - Language - Description - Keyword - Structure	Status	- Format - Size - Location - Requirement - Type - Name - Duration	- Interactivity Type - Learning Resource Type - Interactivity Level - Context - Typical Age Range - Difficulty - Typical Learning Time - Language

Figura 11 - Metadados considerados.

Tabela 12 - Relação entre metadados e informações extraídas.

METADADOS LOM	INFORMAÇÕES EXTRAÍDAS
<i>General.Title</i>	Interesses identificados e interesses inferidos
<i>General.Keyword</i>	
<i>General.Description</i>	
<i>General.Language</i>	Idiomas falados
<i>Educational.InteractivityType</i> <i>Technical.Format</i>	Preferência por tipo de mídias
<i>Educational.Context</i>	Nível de escolaridade
<i>Educational.TypicalAgeRange</i>	Idade
<i>Technical.Requirement</i>	Dispositivo utilizado

Fonte: PEREIRA et al., 2014.

A filtragem consiste basicamente de uma busca pelo interesse e pelos temas relacionados a ele na base de metadados que descreve os recursos educacionais. Com a finalidade de aumentar a eficiência e precisão da busca na base de metadados, foi utilizado o Lucene⁴ para efetuar uma busca por índice na base. O Lucene é uma biblioteca *Open Source* para indexação e consulta de textos, onde os dados originais são indexados gerando uma estrutura de dados relacionados para pesquisa baseada em palavras-chave.

Foi gerado um *Document Lucene* distinto para cada registro da base de dados, composto por cinco campos: identificador, título, descrição, palavras-chave e um campo não indexado que armazena o endereço de acesso ao documento. A pesquisa é feita no índice criado por palavras digitadas pelo usuário, gera resultados ordenados pela similaridade do texto com a consulta. Essa similaridade do documento é usada na priorização da recomendação (PEREIRA et al., 2015).

5.5.2 Abordagem Baseada em Dados Ligados

O termo Dados Ligados pode ser sintetizado como o uso da Web para criar ligações entre os dados originários de diferentes fontes, sendo que esses dados podem estar armazenados em diversos bancos de dados, mantidos por diferentes organizações e distribuídos em diferentes localizações geográficas. Um dos principais objetivos dos Dados Ligados é estender a Web que conhecemos, para uma Web onde os dados possam estar diretamente ligados, sem necessidade da intervenção de alguma aplicação que faça essa ligação. Esta extensão da Web também é conhecida por Web de Dados (BIZER et al., 2009).

A vantagem de depender de Dados Ligados para aplicações de recomendação e personalização é que, através do seu uso, torna-se possível obter ricas representações dos recursos e de elementos potencialmente conectados, que podem ser originários de diferentes repositórios e fontes de informação. Outra vantagem é que, abstraindo das especificidades dos sistemas e formatos em que os recursos estão armazenados, os Dados Ligados fornecem uma maneira de integrar de forma homogênea diversos recursos heterogêneos (AQUIN, 2012).

Alguns repositórios estão começando a disponibilizar seus recursos educacionais no formato de Dados Ligados, ampliando as possibilidades de localização e recomendação de

⁴ <http://lucene.apache.org/core/>

recursos educacionais em um domínio amplo de interesses (DIETZE et al., 2013). O uso de dados ligados na recomendação aumenta a possibilidade de encontrar conteúdos educacionais em diferentes fontes que estão sendo constantemente atualizadas, evitando o problema de escassez de novas recomendações (PEREIRA et al., 2015a).

Dentre as iniciativas de disponibilização de conteúdo através de Dados Ligados, são utilizadas neste trabalho a DBpedia⁵ e a Open University⁶.

A DBpedia é um esforço colaborativo para extrair informações estruturadas da Wikipedia⁷, tornando estas informações disponíveis na Web. A DBpedia permite que se façam perguntas sofisticadas sobre informações na Wikipedia, opcionalmente incluindo ligações com outras fontes de dados ligados na Web, com a visão de facilitar que a quantidade e variedade de informações na Wikipedia sejam usadas de uma maneira interligada, melhorando a própria enciclopédia.

A ideia desse projeto é de construir uma comunidade que colabora através de uma massa de dados compartilhada. Nada melhor do que a Wikipedia como fonte de informações, já que ela tem o objetivo de catalogar o conhecimento humano. O uso do dado em si será determinado por cada grupo. Portanto, pesquisadores de todas as áreas podem participar, cada um com sua especialidade

Já a Open University é uma das pioneiras em disponibilizar acesso ao seu acervo através de dados ligados. Composta pelas Universidades Britânicas de Southampton e de Oxford, ela interliga e expõe dados disponíveis em vários repositórios institucionais e os disponibiliza abertamente para reutilização. Todos estes dados estão disponíveis através de formatos padrão (RDF e SPARQL) e estão (na maioria dos casos), disponíveis sob uma licença aberta.

A DBPedia foi escolhida pela grande quantidade de informações que sua base disponibiliza, além da possibilidade de recuperar uma informação passando termos em diferentes idiomas como parâmetros de busca. Já a Open University foi utilizada por trazer a vantagem de disponibilizar conteúdo com objetivo especificamente educacional, o que não acontece com a DBPedia.

5.5.3 Abordagem Baseada em Vídeos

⁵ <http://wiki.dbpedia.org/Datasets>

⁶ <http://data.open.ac.uk/>

⁷ <https://www.wikipedia.org/>

A recomendação em vídeos se dá através do YouTube⁸. O YouTube é um site que permite que seus usuários carreguem e compartilhem vídeos em formato digital. Ele é o site mais popular do tipo devido à possibilidade de hospedar quaisquer vídeos (exceto materiais protegidos por *copyright*). O material encontrado no YouTube pode ser disponibilizado em blogs e sites pessoais através de mecanismos (APIs) desenvolvidos pelo site. Através da API disponibilizada para desenvolvedores, o Youtube oferece a possibilidade de diversas ações, como por exemplo, busca e envio de vídeos, criação de *playlist*, inscrições, entre outras.

O BROAD-GRS utiliza este recurso realizando uma busca, onde são considerados os interesses e o idioma falado pelo usuário. A busca é feita no conjunto de todos os vídeos disponíveis pelo Youtube. Vale ressaltar ainda que o BROAD-GRS também pode fazer pesquisas específicas em um determinado Canal, aumentando assim a qualidade e precisão das recomendações educacionais.

Ao registrar o BROAD-GRS no canal, o Youtube retorna um código que deve ser usado pelo aplicativo para enviar solicitações de API. A partir de então, a busca por vídeos é feita apenas através de palavras-chave, indicando quantos vídeos devem ser retornados. Foram considerados ainda na busca os campos: identificador, tipo, título, URL e descrição do vídeo. A relevância dos vídeos é determinada pela própria API. Sendo assim, a ordem de envio da recomendação considera a relevância dos vídeos retornados pela própria API, e, portanto, o vídeo mais relevante será o primeiro a ser enviado.

5.6 Implementação

O BROAD-GRS exigiu, em sua implementação, o uso de algumas tecnologias e soluções que serão apresentadas neste tópico. A solução proposta está baseada na linguagem de programação e plataforma computacional Java, desenvolvida na plataforma NetBeans⁹ IDE 8.0.2. O NetBeans IDE é um ambiente de desenvolvimento integrado gratuito e de código aberto para desenvolvedores de software. Ele é executado em muitas plataformas, como Windows, Linux, Solaris e MacOS, e, oferece aos desenvolvedores ferramentas necessárias para criar aplicativos profissionais de desktop, empresariais, Web e móveis multiplataformas.

Para acessar as informações dos usuários e dos grupos no Facebook foi usada a API fornecida pelo Facebook para desenvolvedores de aplicativos, chamada GraphAPI. A GraphAPI é a principal forma de obter dados dentro do Facebook. É uma API baseada em

⁸ <https://www.youtube.com/>

⁹ <https://netbeans.org/>

HTTP de baixo nível que pode ser usada para obter dados de consulta, publicações, fazer upload de fotos e uma variedade de tarefas. Conforme apresentado na Figura 12, o usuário deve aceitar as permissões necessárias do aplicativo para que as informações sejam extraídas.



Figura 12 - Permissão necessária para extração de dados no Facebook.

O GraphAPI tem várias versões disponíveis para o acesso, e, cada versão contém um conjunto de operações diferentes. O BROAD-GRS foi desenvolvido na versão 2.5, que no momento é a mais atual. Essa API é uma plataforma para a criação de aplicativos e está disponível para os membros dessa rede social, permitindo aos aplicativos usarem as informações para o desenvolvimento de aplicações próprias com diferentes propósitos.

Todos os aplicativos desenvolvidos estão sujeitos a aceitação dos termos de privacidade. Devido a essa restrição, o BROAD-GRS vai atuar apenas em grupos declarados com privacidade aberta, ou seja, onde todas as informações estão disponíveis para todos.

A GraphAPI usa o protocolo RESTful (CORPORATION, 2013) e as respostas são dadas em formato XML. A exploração da GraphAPI foi feita através da biblioteca chamada RestFB (Allen, n.d.). A escolha dessa biblioteca foi feita por ela ser escrita em Java, possuir ampla documentação, contendo exemplos de utilização, ter licença Open Source e ser muito utilizada por aplicativos desenvolvidos em Java que utilizam a API do Facebook.

As chamadas da GraphAPI devem ser assinadas com um token de acesso. Um token de acesso é uma cadeia de caracteres que identifica o usuário, aplicativo ou página e pode ser usado pelo aplicativo para fazer as chamadas da GraphAPI. Este token determina as permissões

que são necessárias ao aplicativo. Quando alguém se conecta ao Facebook usando um aplicativo, este aplicativo será capaz de obter um token de acesso temporário, permitindo o acesso seguro às APIs do Facebook.

A Figura 13 apresenta algumas das informações disponibilizadas através da GraphAPI para o usuário, enquanto a Figura 14 mostra algumas das informações disponibilizadas através da GraphAPI para o grupo.

```
{
  "id": "770824649649126",
  "name": "Rafael Almeida",
  "age_range": {
    "min": 21
  },
  "birthday": "02/20/1986",
  "devices": [
    {
      "os": "Android"
    }
  ],
  "education": [
    {
      "school": {
        "id": "106362296069218",
        "name": "CNEC"
      },
      "type": "High School"
    },
    {
      "school": {
        "id": "210943958941204",
        "name": "UFJF"
      },
      "type": "College"
    },
    {
      "concentration": [
        {
          "id": "202225709792725",
          "name": "Network Computing"
        },
        {
          "id": "110639562290267",
          "name": "Wireless network"
        }
      ]
    }
  ],
  "school": {
    "id": "112440028772261",
    "name": "Universidade Federal de Juiz de Fora"
  },
  "type": "Graduate School"
},
{
  "first_name": "Rafael",
  "gender": "male",
  "last_name": "Almeida",
  "locale": "pt_BR",
  "name_format": "{first} {last}",
  "security_settings": {
    "secure_browsing": {
      "enabled": true
    }
  },
  "timezone": -2,
  "updated_time": "2015-11-03T17:22:47+0000",
  "work": [
    {
      "employer": {
        "id": "788158664541751",
        "name": "Instituto Federal Fluminense - campus Bom Jesus"
      },
      "location": {
        "id": "108091302544319",
        "name": "Bom Jesus do Itabapoana"
      },
      "start_date": "0000-00"
    },
    {
      "end_date": "2015-01-31",
      "employer": {
        "id": "117329884997770",
        "name": "Cead/UFJF"
      }
    }
  ]
}
```

Figura 13 - Informações disponíveis através da API do Facebook para dados do usuário.

```
{
  "email": "321687371288931@groups.facebook.com",
  "icon": "https://fbstatic-a.akamaihd.net/rsrc.php/v2/yP/r/f5InzDd8rWP.png",
  "id": "321687371288931",
  "updated_time": "2015-11-03T17:49:56+0000",
  "privacy": "OPEN",
  "owner": {
    "name": "Rafael Almeida",
    "id": "770824649649126"
  },
  "name": "Broad Grupo",
  "feed": {
    "data": [
      {
        "message": "mensagem",
        "updated_time": "2015-11-03T17:49:56+0000",
        "id": "321687371288931_322646447859690"
      },
      {
        "message": "mensagem",
        "updated_time": "2015-10-28T13:36:14+0000",
        "id": "321687371288931_321687631288905"
      },
      {
        "story": "Rafael Almeida created the group Broad Grupo.",
        "updated_time": "2015-10-28T13:34:41+0000",
        "id": "321687371288931_321687374622264"
      }
    ],
    "paging": {
      "previous": "https://graph.facebook.com/v2.5/321687371288931/feed?since=1446572996&access_token=CAA",
      "next": "https://graph.facebook.com/v2.5/321687371288931/feed?access_token=CAACEDe0se0cBADkOTQU3YDZ"
    }
  },
  "members": {
    "data": [
      {
        "name": "mensagem",
        "administrator": false,
        "id": "100000842445930"
      },
      {
        "name": "Rafael Almeida",
        "administrator": true,
        "id": "770824649649126"
      },
      {
        "name": "mensagem",
        "administrator": false,
        "id": "10205251379019010"
      }
    ]
  }
}
```

Figura 14 - Informações disponíveis através da API do Facebook para dados do grupo.

Como dito anteriormente, foi utilizado a AlchemyAPI nas postagens dos usuários como uma alternativa para categorizar o grupo, já que não é possível extrair esta informação através do GraphAPI. Para usar a AlchemyAPI, é necessária uma chave de acesso, respeitando suas restrições comerciais. No entanto, usuários acadêmicos estão autorizados a fazer, no máximo, 30.000 chamadas à API por dia.

O uso da AlchemyAPI é feito depois de extraídas as conexões do grupo com seus usuários membros. Nesse momento, é feita a filtragem do texto descritivo das postagens dos usuários no grupo, e, então, esse texto é submetido aos métodos da AlchemyAPI para a detecção do idioma do texto, extração de entidades, conceitos e palavras-chave, conforme esquema

mostrado na Figura 15. A detecção de idioma é usada para determinar quais demais funções podem ser aplicadas ao texto, já que algumas delas são restritas a um conjunto limitado de idiomas. A identificação do idioma é relevante ainda para definir o perfil do grupo.

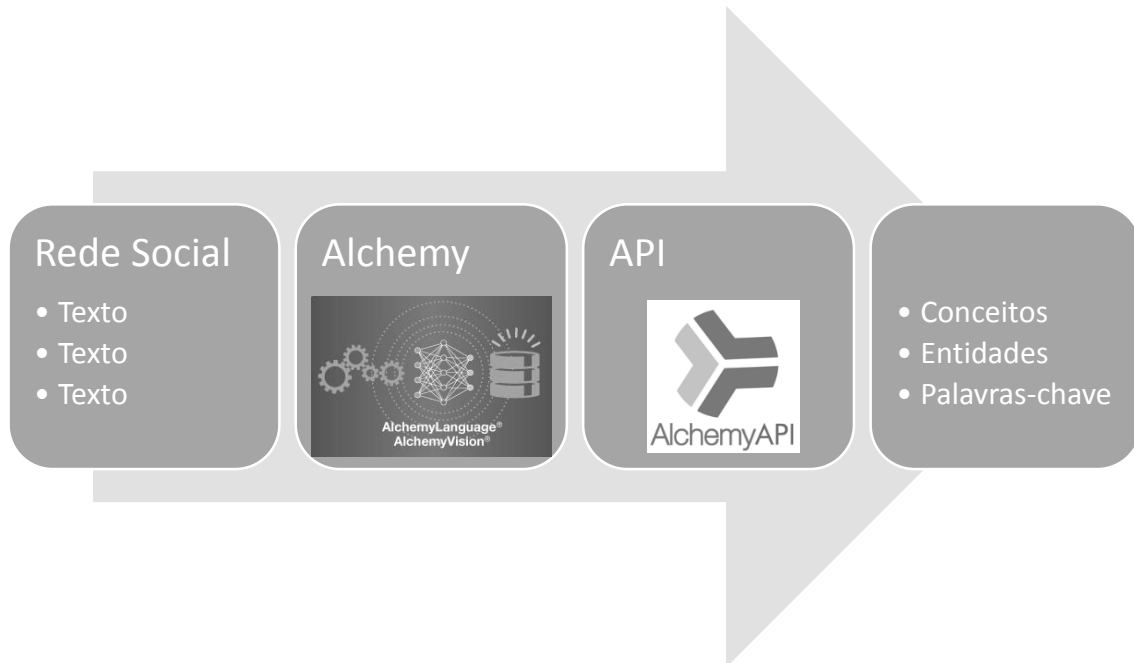


Figura 15 – Uso da AlchemyAPI.

Na Figura 16 é apresentado um texto de exemplo para extração de conceitos e palavras-chave sobre o assunto “*Linked Data*”. Os conceitos (apresentados na Figura 17) e as palavras-chave (apresentadas na Figura 18) extraídos são retornados juntamente com um grau de relevância. O grau de relevância do termo em relação ao texto mostra quão importante é aquele termo dentro do texto analisado.

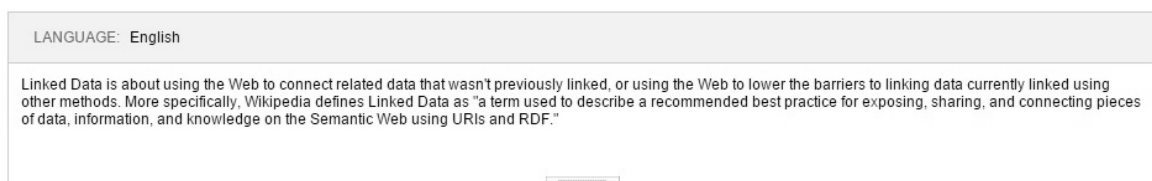


Figura 16 – Texto para extração de conceitos e palavras-chave usando a AlchemyAPI.

Novamente, levando em consideração a maximização da satisfação geral de todos os membros do grupo, foi definido que, para este trabalho, seriam considerados apenas os termos que possuem relevância maior que 0,50.

Entities	Concept	Relevance	Linked Data
Keywords	Semantic Web	0.953266	dbpedia
Taxonomy			freebase
Concepts			yago website
Document Sentiment	World Wide Web	0.809035	dbpedia freebase yago
Targeted Sentiment	Web 2.0	0.761958	dbpedia
Relations			freebase
Language			yago
Title	Buzzwords	0.638723	dbpedia
Author	Resource Description Framework	0.630272	dbpedia
Text			freebase
Feeds			yago website
Microformats	Hyperlink	0.601998	dbpedia freebase
	Data	0.592959	dbpedia freebase
	Tim Berners-Lee	0.570673	dbpedia
			freebase yago website

Figura 17 - Extração de conceitos usando a AlchemyAPI.

Keyword	Relevance	Sentiment
data	0.993802	negative
best practice	0.911486	positive
Semantic Web	0.839492	positive
URIs	0.509509	positive
barriers	0.506824	negative
RDF	0.492453	positive
methods	0.463708	negative
Wikipedia	0.45434	neutral
term	0.452686	positive
pieces	0.449141	neutral

Figura 18 - Extração de palavras-chave usando a AlchemyAPI.

Após a utilização do AlchemyAPI, o BROAD-GRS faz o uso de ontologias para representar semanticamente o perfil educacional do grupo. Para trabalhar com as ontologias, criando-as, realizando consultas e manipulando-as foram usados o Apache Jena, o banco de dados RDF Sesame, e a linguagem SPARQL para consultas.

O Apache Jena (ou somente Jena) é um framework Java, de código aberto, para a construção de aplicações web semânticas e aplicações de dados ligados. O framework é composto por diferentes APIs que interagem para processar dados RDF (FOUNDATION, 2011).

O Sesame é um framework Java de código aberto para o processamento de dados RDF. Isso inclui a análise, armazenamento, inferência e consulta de grande quantidade de metadados em RDF e RDF Schema, que oferece suporte para armazenamento, controle de concorrência, exportação de dados e consultas feitas em SPARQL. Através dele é possível inserir, apagar, manipular e consultar dados RDF (SESAME, n.d.).

A SPARQL é usada para expressar consultas em diversas fontes de dados, se os dados são armazenados nativamente como RDF. SPARQL contém recursos para consultar os padrões de gráficos necessários e opcionais, juntamente com suas conjunções e disjunções (SPARQL, 2013).

Os dados RDF de todas as ontologias usadas como apoio para a definição do perfil do grupo, o perfil dos usuários membros do grupo e as recomendações feitas são armazenados através do Sesame. Consultas, na linguagem SPARQL, são realizadas para recuperar dados armazenados e interesses inferidos.

O BROAD-GRS utiliza, conforme dito anteriormente, as informações relacionadas a grupo nas redes sociais, fazendo um merge de group com a Sioc (BRESLIN et al., 2006) e de user com a Foaf (BRICKLEY e MILLER, 2014). As informações identificadas dão origem a uma base semântica onde temas de interesses são correlacionados e, posteriormente, também podem ser usados para enriquecer o perfil do grupo.

Todos os interesses inferidos são relacionados através de propriedades semânticas, de tal forma que quando um grupo expressa interesse em alguma área é feita também uma consulta na base do BROAD-GRS para buscar interesses que em outro momento tenham sido relacionados. A geração e armazenamento desta base semântica são feitos usando Jena, Sesame e a linguagem SPARQL para consultas.

Ainda como forma de apoio para o armazenamento dos dados de perfil do grupo e de seus usuários membros levantados durante todo o processo, é utilizado um banco de dados MySQL. A Figura 19 apresenta o Modelo Entidade Relacionamento (MER) desta base. Além destes dados de perfil armazenados, a base de dados mantém o histórico de todas as recomendações. Este armazenamento visa impedir que recomendações sejam enviadas em duplicidade ao grupo e o histórico gerado poderá contribuir com o aprimoramento do protótipo em versões futuras.

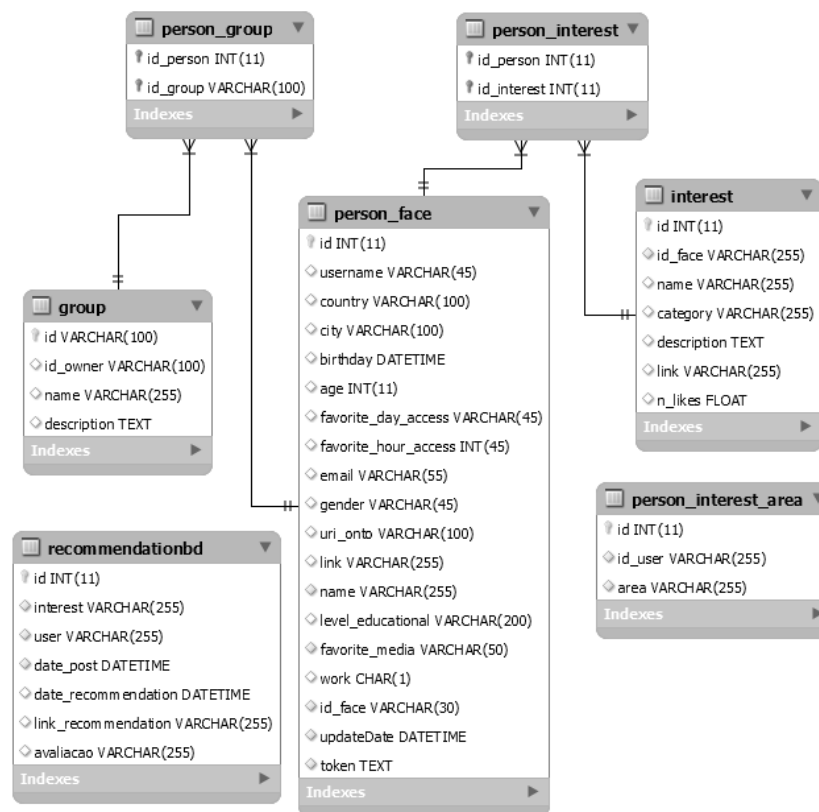


Figura 19 – MER da base de dados utilizada para apoio a todo o processo do BROAD-GRS.

5.6.1 Abordagem Baseada em Repositório

Na recomendação da abordagem baseada em repositório, o BROAD-GRS estabelece uma relação entre as características do perfil do grupo e os metadados dos recursos educacionais. Para aumentar a eficiência e precisão da busca na base de metadados, é usada uma busca por índice usando o Lucene. Com isso, é feita a determinação da aderência do recurso educacional ao perfil do grupo, onde é verificado se as características desses recursos são aderentes aos itens do perfil do grupo.

A definição dos níveis de aderência, com as relações de porcentagem para construção das regras são apresentadas na Tabela 13. Nela, os valores: verdadeiro (V) e falso (F), são atribuídos a partir da análise entre a característica do grupo e o valor do metadado do recurso educacional. Por exemplo, se o recurso é escrito no idioma Inglês e a preferência da maioria dos usuários membros do grupo for por este idioma, logo será atribuído valor V para a relação estabelecida. Caso contrário, será atribuído o valor F, e, assim sucessivamente para os outros metadados.

Tabela 13 – Tabela usada na priorização dos recursos educacionais.

INFORMAÇÕES EXTRAÍDAS					
Idiomas falados	Preferência por mídias	Nível de escolaridade	Idade	Dispositivo	Aderência
V	V	V	V	V	100%
F	V	V	V	V	80%
V	F	V	V	V	80%
V	V	F	V	V	80%
V	V	V	F	V	80%
V	V	V	V	F	80%
V	V	V	F	F	60%
V	V	F	V	F	60%
V	V	F	F	V	60%
F	V	V	V	F	60%
F	V	V	F	V	60%
F	F	V	V	V	60%

Fonte: elaborada pelo autor.

Novamente vale citar, já que a proposta considera a maximização da satisfação geral de todos os membros do grupo, os recursos educacionais considerados para a recomendação têm seu critério de escolha baseada na aderência da maioria das informações, visto que um recurso com baixa aderência não seria relevante para a maioria dos membros integrantes do grupo.

Além disso, após a realização do cálculo da aderência dos recursos educacionais, e, levando em consideração o índice de similaridade resultante do Lucene, foi aplicado o grau de relevância do documento como critério de priorização. Ou seja, os recursos são ordenados em um primeiro momento de acordo com o seu grau de aderência, e, em seguida, de acordo com a relevância do documento em relação à busca. A forma que os arquivos do repositório são apresentados para o usuário pode ser vista na Figura 20.

BROAD-GRS		
Tema	Título	Link
WEB SEMÂNTICA	THOMSON REUTERS EVALUATING PORTUGUESE RESEARCH	http://apdis.pt/download/S05PP.pdf
WEB SEMÂNTICA	Serviços Web	http://www/broad/Engenharia_de_Software/_aula11_-_Servicos_web.pdf
WEB SEMÂNTICA	Web Engineering: A New Discipline for Development of Web-based Systems	http://www-itec.uni-klu.ac.at/~harald/proseminar/web11.pdf
LINKED DATA	Processo de Web	http://www/broad/Engenharia_de_Software/_aula5_WebAPP.pdf
LINKED DATA	Maximizing precision for energy-efficient data aggregation in wireless sensor networks with lossy links	http://www/broad/Catalogar/Redes1-s2.0-S1570870514002662-main.pdf
LINKED DATA	A Step towards Better Understanding and Development of University Ontology in Education Domain	http://www/broad/Catalogar/DCC093-2014.1-TOPICOS EM DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE IIArtigo 1.pdf

Figura 20 – Página do BROAD-GRS recomendando arquivos do repositório para o tema “*Linked Data*”.

5.6.2 Abordagem Baseada em Dados Ligados

Nesta abordagem foram utilizadas duas fontes de Dados Ligados como fonte de busca de recursos educacionais: a DBpedia e a Open University. Depois de determinado o tema para o qual a recomendação será feita, a extração de recomendações educacionais através da DBpedia é realizada através da busca por páginas relacionadas ao tema de interesse. Para isso é feita uma busca usando a propriedade *rdfs:label*. Os rótulos de um recurso da DBpedia são criados a partir dos títulos das páginas da Wikipédia. Na Figura 21 é apresentado um exemplo de consulta por um recurso relacionado ao interesse “*Linked Data*”. Ao realizar uma consulta, o serviço da DBpedia retorna todos os recursos cujo rótulo tenha sido encontrado através do termo pesquisado. A Figura 22 apresenta a página da DBpedia referente ao recurso “*Linked Data*”.

```
PREFIX dbo: <http://dbpedia.org/ontology/>
PREFIX rdfs: <http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#>
SELECT ?area where {?area rdfs:label ?t . FILTER (Icase(str(?t)) = 'linked data')}
```

Figura 21 - SPARQL usada na recuperação de recursos na DBpedia.

About: **Linked data**
 An Entity of Type : [SystemOfMeasurement113577171](#), from Named Graph : <http://dbpedia.org>, within Data Space : [dbpedia.org](#)

O conceito de linked data (dados ligados entre si) é um conjunto de práticas introduzidas por Tim Berners-Lee em suas notas de Arquitetura web "Linked Data", com função de publicar e estruturar dados na Web. Estas práticas vêm sido cada vez mais adotadas levando à criação do que conhecemos como Web de dados (Web of Data, em inglês). No contexto de Web Semântica, a função não é somente lançar os dados, é fazer com que a pessoa e a máquina possam explorar a Web de Dados.

Property	Value
dbo:abstract	- O conceito de linked data (dados ligados entre si) é um conjunto de práticas introduzidas por Tim Berners-Lee em suas notas de Arquitetura web "Linked Data", com função de publicar e estruturar dados na Web. Estas práticas vêm sido cada vez mais adotadas levando à criação do que conhecemos como Web de dados (Web of Data, em inglês). No contexto de Web Semântica, a função não é somente lançar os dados, é fazer com que a pessoa e a máquina possam explorar a Web de Dados. - In computing, linked data (often capitalized as Linked Data) describes a method of publishing structured data so that it can be interlinked and become more useful through semantic queries. It builds upon standard Web technologies such as HTTP, RDF and URIs, but rather than using them to serve web pages for human readers, it extends them to share information in a way that can be read automatically by computers. This enables data from different sources to be connected and queried. Tim Berners-Lee, director of the World Wide Web Consortium, coined the term in a design note discussing issues around the Semantic Web project.
dbo:wikiPageExternalLink	http://knoesis.wright.edu/library/publications/iwvc10_paper218.pdf http://data.reagle.info/ http://knoesis.org/library/resource.php?id=1718 http://linkeddatabook.com/book http://nomisma.org/ http://semanticweb.com/the-flap-of-a-butterfly-wing_b26808 http://www.w3.org/wiki/LinkedData http://www4.wiwiiss.fu-berlin.de/bizer/pub/iod-datasets_2009-07-14.html http://web.archive.org/web/20110828103804/http://umbel.org/sites/umbel.org/files/iod_constellation.html http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3121711/ http://www.scientificamerican.com/article.cfm?id=berners-lee-linked-data http://www.community-of-knowledge.de/beltrag/the-type-the-hope-and-the-iod2-soeren-auer-engaged-in-the-next-generation-iod/ http://www.2008.org/papers/pdf/p1265-bizer.pdf http://virtuoso.openlinksw.com/white-papers/ http://knoesis.wright.edu/library/publications/linkeddata2010_submission_13.pdf http://www.semanticweb.at/LQ-TheE-essentials.pdf http://www.ahmetsoylu.com/wp-content/uploads/2013/10/soylu_JCAE2012.pdf http://sites.wiwiiss.fu-berlin.de/suhl/bizer/pub/LinkingOpenData.pdf http://demo.openlinksw.com/Demo/customers/CustomertDI/ALFK/%23this http://eagle-i.net http://linkeddata.org

Figura 22 - Página da DBPEDIA referente ao tema “*Linked Data*”.

Com o recurso recuperado na DBpedia, o BROAD-GRS realiza ainda outras consultas por propriedades específicas que possam trazer conteúdos educacionais relevantes ao tema de interesse. Dentre as propriedades disponíveis, são utilizadas as seguintes: *dbpedia-owl:abstract*, *dbpedia-owl:wikiPageExternalLink*, *foaf:isPrimaryTopicOf*, *dbpedia-owl:academicDiscipline*, *dbpprop:discipline of*, *dbpedia-owl:literaryGenre*, *dcterms:subject*, *dbpprop:hasPhotoCollection*. Estas propriedades foram escolhidas para retornar um conteúdo educacional relevante para os usuários membros do grupo.

De maneira análoga, é feita a busca de recursos educacionais também através da Open University. Na Figura 23 é mostrada a consulta SPARQL para recuperar recursos com o tema “*Linked Data*” executada no serviço da Open University. No entanto, também é possível utilizar na Open University a propriedade *rdfs:type*. Esta propriedade serve para agrupar os recursos apresentando-os em grupos, tais como Livros, Vídeos, Cursos, entre outros.

```
PREFIX dcterms: <http://purl.org/dc/terms/>
PREFIX dbpediap: <http://dbpedia.org/property/>
PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
SELECT DISTINCT ?s ?t ?q WHERE {?s dcterms:description ?t . FILTER regex(lcase(str(?t)),
'linked data')}} limit 200
```

Figura 23 - SPARQL usada na recuperação de recursos na Open University.

Na Figura 24 é mostrada a consulta SPARQL executada no serviço da Open University para recuperar recursos do tipo Book para o tema “*Java*”.

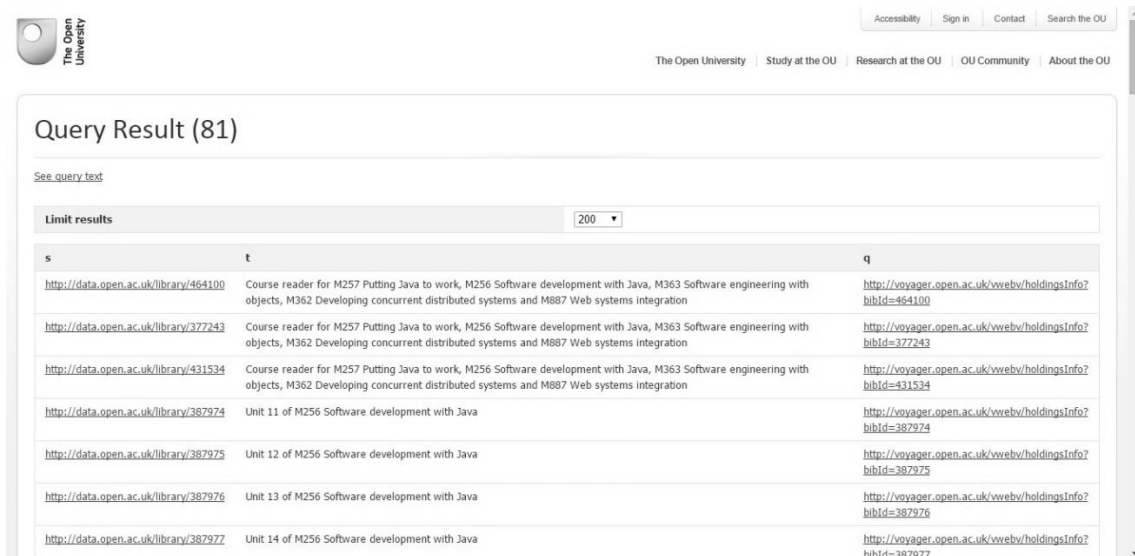
```

PREFIX dcterms: <http://purl.org/dc/terms/>
PREFIX dbpedia: <http://dbpedia.org/property/>
PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
SELECT DISTINCT ?s ?t ?q WHERE {?s dcterms:description ?t . FILTER regex(ucase(str(?t)),
'linked data')}} limit 200

```

Figura 24 - SPARQL utilizando propriedade usada na recuperação de recursos na Open University.

Uma vez realizada a consulta, o serviço da Open University retorna todos os recursos cujo rótulo contenha o termo indicado. A página da Open University referente ao Book “Java” é mostrada na Figura 25. Os recursos recuperados trazem um conjunto de outros dados ligados que podem ser úteis ao usuário, uma vez que este recurso pode ser parte de um curso ou estar associado a outro recurso de outro tipo e, dessa forma, despertar o interesse em conhecer conteúdos que vão além dos recuperados pelo BROAD-GRS.



Query Result (81)

See query text

Limit results 200

s	t	q
http://data.open.ac.uk/library/464100	Course reader for M257 Putting Java to work, M256 Software development with Java, M363 Software engineering with objects, M362 Developing concurrent distributed systems and M887 Web systems integration	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=464100
http://data.open.ac.uk/library/377243	Course reader for M257 Putting Java to work, M256 Software development with Java, M363 Software engineering with objects, M362 Developing concurrent distributed systems and M887 Web systems integration	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=377243
http://data.open.ac.uk/library/431534	Course reader for M257 Putting Java to work, M256 Software development with Java, M363 Software engineering with objects, M362 Developing concurrent distributed systems and M887 Web systems integration	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=431534
http://data.open.ac.uk/library/387974	Unit 11 of M256 Software development with Java	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=387974
http://data.open.ac.uk/library/387975	Unit 12 of M256 Software development with Java	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=387975
http://data.open.ac.uk/library/387976	Unit 13 of M256 Software development with Java	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=387976
http://data.open.ac.uk/library/387977	Unit 14 of M256 Software development with Java	http://voyager.open.ac.uk/vwebv/holdingsInfo?bibId=387977

Figura 25 - Página da Open University referente ao Book “Java”.

A forma que os Dados Ligados são apresentados para o usuário pode ser vista na Figura 26.

BROAD-GRS

Tema		WikiPed
Linked_data	In computing, linked data (often capitalized as Linked Data) describes a method of publishing structured data so that it can be interlinked and become more useful through semantic queries. It builds upon standard Web technologies such as HTTP, RDF and URIs, but rather than using them to serve web pages for human readers, it extends them to share information in a way that can be read automatically by computers. This enables data from different sources to be connected and queried. Tim Berners-Lee, director of the World Wide Web Consortium, coined the term in a design note discussing issues around the Semantic Web project. @en	

Tema	Links Externos	Facebook
Linked_data	http://knoesis.wright.edu/library/publications/iswc10_paper218.pdf	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://data.reagle.info/	 Recomendar  Compartilhar 977
Linked_data	http://knoesis.org/library/resource.php?id=1718	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://linkeddatabook.com/book	 Recomendar  Compartilhar 149
Linked_data	http://nomisma.org/	 Recomendar  Compartilhar 28
Linked_data	http://semanticweb.com/the-flap-of-a-butterfly-wing_b26808	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://www.w3.org/wiki/LinkedData	 Recomendar  Compartilhar 2
Linked_data	http://www4.wiwiiss.fu-berlin.de/bizer/pub/iod-datasets_2009-07-14.html	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://web.archive.org/web/20110828103804/http://umbel.org/sites/umbel.org/iod/iod_constellation.html	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3121711/	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://www.scientificamerican.com/article.cfm?id=berners-lee-linked-data	 Recomendar  Compartilhar 0
Linked_data	http://www.community-of-knowledge.de/beitrag/the-hype-the-hope-and-the-iod2-soeren-auer-engaged-in-the-next-generation-iod/	 Recomendar  Compartilhar 0

Figura 26 – Página do BROAD-GRS recomendando Dados Ligados para o tema “*Linked Data*”.

5.6.2 Abordagem Baseada em Vídeos

A recomendação baseada em vídeos é feita através da API do canal de vídeos Youtube. No entanto, para a utilização da API, é necessário registrar o aplicativo BROAD-GRS no canal Youtube. Este registro gera um código, que, a partir dele, é utilizado pelo BROAD-GRS para enviar solicitações.

A abordagem baseada em vídeos é feita indicando quantos vídeos devem ser retornados, e, utilizando apenas as palavras-chave. No entanto, foram escolhidos os campos: identificador, tipo, título, URL e descrição do vídeo, no momento da configuração da busca.

A própria API do Youtube determina a relevância dos vídeos de acordo com as palavras-chave, ou seja, o vídeo mais relevante de acordo com a API será o primeiro a ser recomendado. Sendo assim, não foram consideradas outras características de perfil do grupo para priorização dos recursos, já que não existe uma categorização com metadados definidos para a pesquisa de vídeos no Youtube. A forma pela qual os vídeos são apresentados para o usuário pode ser vista na Figura 27.

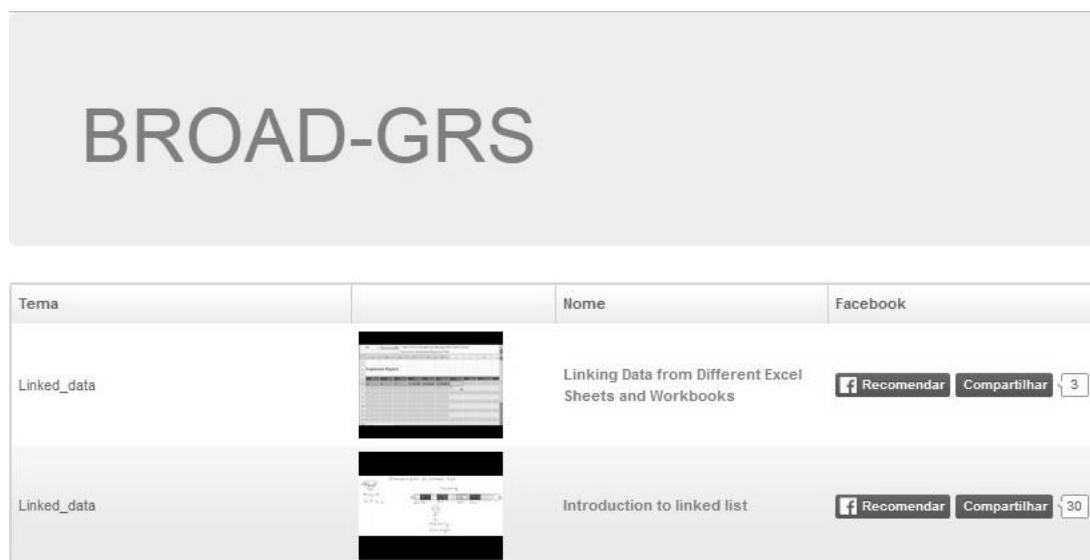


Figura 27 – Página do BROAD-GRS recomendando vídeos para o tema “*Linked Data*”.

5.7 Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresenta toda a estrutura da proposta do BROAD-GRS. Quanto à sua arquitetura, ela é dividida em 5 módulos: (1) Camada de extração de informações; (2) Camada de definição do perfil do grupo; (3) Camada de representação semântica; (4) Camada de recomendação e (5) Camada de interface.

O processo de extração de informações inicia-se a partir do login do usuário no Facebook. Através da API do Facebook é possível extrair as informações necessárias para a definição do perfil de grupo, levando em consideração as preferências individuais de cada usuário membro do grupo.

A representação semântica se mostrou importante para associações e buscas de termos, proporcionando uma maior precisão na identificação de termos correlatos. A princípio era esperado utilizar apenas o repositório como base para recomendação dos recursos educacionais. Como citado anteriormente, este tipo de base tem alguns pontos negativos, como a pouca frequência de atualização e o reduzido número de recursos cadastrados, e, por isso, foram utilizadas a exploração de recursos educacionais oriundos de Dados Ligados, através da DBPEDIA e da Open University, além dos recursos de vídeos, utilizando o canal do Youtube.

Por fim, foram detalhados os aspectos relacionados às tecnologias usadas no desenvolvimento do protótipo BROAD-GRS. Para analisar a viabilidade da proposta, definir quais as tecnologias necessárias para atingir os objetivos propostos e permitir a avaliação da

proposta, foi desenvolvido um protótipo, no qual as camadas detalhadas na arquitetura no início do capítulo foram implementadas.

6 AVALIAÇÃO DA PROPOSTA

Dependendo da finalidade da avaliação, e se ela é feita sobre técnicas, métodos ou ferramentas, e, dependendo das circunstâncias para a investigação empírica, existem três principais tipos de investigações (estratégias) que podem ser realizadas: *survey*, estudo de caso e experimento (ROBSON, 2002).

Um *survey* é um sistema para coletar informações de, ou sobre, pessoas para descrever, comparar e explicar os seus conhecimentos, atitudes e comportamentos (FINK, 2003). *Surveys* são realizados quando a utilização de uma ferramenta ou tecnologia já foi tomada ou antes dela ser introduzida. Pode ser visto como um instantâneo da posição para capturar o estado atual. *Survey* poderia, por exemplo, ser usado para pesquisas de opinião e pesquisa de mercado (PFLEEGER, 1994) (apud WOHLIN et al., 2012).

Estudo de caso é uma investigação empírica que atrai múltiplas fontes de evidências para investigar uma instância (ou um pequeno número de instâncias) de um fenômeno de engenharia de software contemporâneo dentro de um contexto da vida real, especialmente quando a fronteira entre o fenômeno e o contexto não pode ser claramente especificada (RUNESON et al, 2012). Um estudo de caso é conduzido para investigar uma única entidade ou fenômeno no contexto da vida real, com um específico espaço de tempo. Normalmente, o fenômeno pode ser difícil distinguir claramente do seu ambiente natural. O pesquisador coleta informações detalhadas sobre, por exemplo, um único projeto durante um período de tempo (RUNESON et al, 2012).

Experimento é uma investigação empírica que manipula um fator ou variável do ambiente estudado. Com base na randomização, diferentes tratamentos são aplicados para assuntos diferentes, mantendo outras variáveis constantes e medindo os efeitos nos resultados das variáveis. Os experimentos são indicados quando queremos controle sobre a situação, manipulando o comportamento diretamente, precisamente e sistematicamente. Além disso, as experiências envolvem mais de um tratamento para comparar os resultados (WOHLIN et al., 2012).

Estudo de caso é um método empírico que busca investigar fenômenos contemporâneos em seus contextos (ROBSON, 2002; YIN, 2009; BENBASAT et al, 1987) (apud WOHLIN et al., 2012). ROBSON (2002) nomeia como uma estratégia de busca e salienta o uso de múltiplas fontes de evidência. YIN (2009) observa que neste caso o limite entre o fenômeno e o seu contexto pode não ser claro. Enquanto que BENBASAT et al. (1987) faz uma

definição um pouco mais específica, mencionando a coleta de informações de poucas entidades (pessoas, grupos, organizações) e a falta de um controle experimental.

Em resumo, as características chave de um estudo de caso, segundo RUNESON (2012), são:

- Ele é do tipo flexível, lida com características complexas e dinâmicas de fenômenos do mundo real, como a Engenharia de Software;
- Suas conclusões são baseadas em uma clara cadeia de evidências, sejam quantitativas ou qualitativas, coletadas a partir de múltiplas fontes, de forma planejada e consistente;
- O conhecimento existente pode ser baseado em uma teoria previamente estabelecida, ou através da construção de uma teoria.

Para conduzir um estudo de caso, é necessário conduzir cinco etapas, de acordo com WOHLIN et al. (2012):

- Projeto do estudo de caso: objetivos são definidos e o estudo de caso é planejado;
- Preparação para coleta de dados: procedimentos para a extração dos dados são definidos;
- Coleta de dados: execução da extração de dados do caso estudado;
- Análise dos dados coletados;
- Relatório.

Este capítulo apresenta a definição e o planejamento da avaliação do BROAD-GRS. A avaliação da viabilidade da proposta foi feita através de um estudo de caso que analisou dois grupos de usuários distintos no Facebook. Para a avaliação deste trabalho, a melhor forma é um estudo de caso por se tratar de uma pesquisa empírica realizada em um contexto real, onde pretende-se investigar, com os usuários membros do grupo, a eficácia da recomendação dos recursos educacionais através do BROAD-GRS.

6.1 Projeto do Estudo de Caso

Um planejamento para um estudo de caso deve conter os seguintes elementos (ROBSON, 2002):

- Objetivo: o que alcançar?
- Objeto: o que é estudado?

O objetivo do estudo pode ser, por exemplo, exploratório, descritivo, explanatório ou evolucionário. O objetivo é, naturalmente, formulado de maneira mais geral e menos preciso do que em projetos de pesquisa fixos. Ele é inicialmente mais como um ponto de foco que evolui durante o estudo (ANDERSSON e RUNESON, 2007).

O objeto, na Engenharia de Software, pode ser um projeto de desenvolvimento de software, que é a escolha mais simples. Ele pode ser alternativamente um indivíduo, um grupo de pessoas, um processo, um produto, uma política, uma regra, um evento, entre outros (WOHLIN et al., 2012).

Sendo assim, o estudo de caso conduzido neste trabalho tem caráter descritivo e exploratório, uma vez que é aplicado no fenômeno para o qual já existe uma Questão de Pesquisa definida, e, busca encontrar evidências para confirmar ou negar a QP apresentada neste trabalho. A pesquisa descritiva foi empregada na observação dos seguintes fenômenos:

- Aceitação do usuário em relação às suas características, bem como as características do grupo do qual ele participa, identificadas através de suas redes sociais, no caso, do Facebook.
- Aceitação dos usuários em relação às recomendações educacionais feitas ao grupo, levando em consideração suas características individuais e coletivas do grupo em questão.
- O repositório de recursos educacionais do BROAD-GRS gerou recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo.
- Os recursos extraídos de conjuntos de dados ligados geraram recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo.
- Os vídeos extraídos do Youtube geraram recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo.

Já a pesquisa exploratória foi aplicada com o objetivo de gerar melhorias para o processo de recomendação, na observação do usuário em relação a:

- Como o usuário analisa o uso de redes sociais para a recomendação de recursos educacionais?
- Qual a opinião do usuário em relação ao BROAD-GRS e suas funcionalidades?

Já o objeto deste estudo de caso é o protótipo desenvolvido, conforme detalhado no capítulo 5, atuando na rede social Facebook, e abordando os dados referentes aos grupos de usuários.

6.1.1 Seleção dos Indivíduos

Para realizar o estudo de caso foi criado um grupo no Facebook, denominado Broad Grupo, composto de participantes voluntários, formando dois subgrupos, criados em momentos distintos, denominados Grupo 1 e Grupo 2. Primeiro, foram convidados os participantes que seriam agrupados no Grupo 1, e, após realizar o estudo com os participantes do Grupo 1, eles foram retirados do Broad Grupo. Logo após foram convidados para o Broad Grupo os participantes que seriam agrupados no Grupo 2 para a realização do estudo. A criação do Broad Grupo foi necessária para extrair as informações sobre as discussões entre os participantes de cada grupo. O Grupo 1 e o Grupo 2 representam as duas vezes que o estudo foi realizado.

O primeiro grupo, Grupo 1, foi formado por 16 participantes, todos técnicos em Informática, enquanto o segundo grupo, o Grupo 2, foi formado por 10 participantes de áreas distintas, sendo 6 graduados em Direito, 2 graduados em Engenharia Ambiental e 2 graduados em Ciência da Computação. Um requisito para a seleção dos indivíduos foi o participante possuir uma conta na rede social Facebook. Conforme os usuários confirmavam a sua participação no Broad Grupo e permitiam que o protótipo tivesse acesso às suas informações pessoais, o perfil educacional do grupo foi sendo definido.

6.1.2 Descrição do Processo de Recomendação

Após o convite feito para o usuário participar do Broad Grupo no Facebook, foi necessário que o mesmo autorizasse o acesso às suas informações através de uma máquina local preparada para o estudo. Após finalizar este processo de aceitação de ser integrante do grupo, foi proposto um assunto tema para discussão para terminar a construção da definição do perfil educacional do grupo. O tema definido por cada grupo de participantes foi uma sugestão própria dos integrantes, tendo sido apenas alertado para que se enquadrasse preferencialmente em um assunto de cunho educacional. O Grupo 1 abordou o tema “*Wireless Network*” enquanto o Grupo 2 abordou o tema “Cotas Raciais”. A Figura 28 apresenta parte da discussão do Grupo 2.



Figura 28 – Parte da discussão sobre o tema abordado no Grupo 2.

Foi adotada a estratégia de recomendar 3 (três) recursos educacionais obtidos através de cada uma das abordagens implementadas para cada grupo de participantes. Com isso, o Grupo 1 recebeu recomendações referentes ao seu tema “*Wireless Network*”, enquanto o Grupo 2 recebeu recomendações de outros recursos educacionais de acordo com o seu tema abordado “*Cotas Raciais*”. Não foi possível permitir que o protótipo do BROAD-GRS publicasse os recursos diretamente dentro do Broad Grupo devido às restrições de acesso impostas pela API do Facebook para os grupos. No entanto, o protótipo indicou os recursos ao usuário administrador do grupo, que repassou as informações para os membros do grupo.

6.2 Preparação para a Coleta de Dados

Existem inúmeras e diferentes fontes de informação que podem ser usadas em um estudo de caso. Segundo LETHBRIDGE et al. (2005), as técnicas de coleta de dados podem ser divididas em três principais técnicas:

- **Métodos Diretos:** o pesquisador está em contato direto com os participantes e coleta os dados em tempo real, como por exemplo em entrevistas, questionários, discussões de grupo, entre outros.
- **Métodos Indiretos:** o pesquisador coleta dados brutos, sem interagir com os participantes durante a coleta dos dados. Um exemplo para este típico de

técnica são os *logs* de uso de uma ferramenta, observação através de vídeos gravados, entre outros.

- **Análise Independente:** o pesquisador analisa artefatos de trabalho onde já estão disponíveis e compilados os dados coletados. Este caso é aplicado em documentos de organizações como em especificações de requerimentos ou para análise de dados organizacionais.

Os métodos diretos tendem a ser mais custosos que os métodos indiretos e que a análise independente, porém, a sua utilização traz a vantagem de que o pesquisador tem o controle de toda a extensão dos dados coletados, de como eles são coletados, de qual forma eles são coletados e em qual contexto é feita a coleta (WOHLIN et al., 2012). Ainda segundo WOHLIN et al. (2012), as entrevistas e questionários que caracterizam os métodos diretos, podem ser divididas em não-estruturadas, semiestruturadas e totalmente estruturadas. As principais características de cada tipo de entrevista podem ser vistas na Tabela 14.

Tabela 14 – Visão geral de tipos de entrevistas.

	Não-estruturadas	Semiestruturadas	Totalmente estruturadas
Foco	Análise qualitativa a respeito da experiência dos indivíduos em relação a um fenômeno.	Análise qualitativa e quantitativa a respeito da experiência dos indivíduos em relação a um fenômeno.	Pesquisadores buscam encontrar relações entre dois fenômenos.
Questões	Um roteiro de entrevista englobando as áreas especificadas no foco da pesquisa.	Mistura entre questões abertas e fechadas.	Questões fechadas
Objetivo	Exploratória	Descritiva e exploratória	Descritiva e exploratória

Fonte: WOHLIN et al, 2012.

Sendo assim, os dados utilizados neste estudo de caso foram coletados usando o método direto, através de entrevistas semiestruturadas. Este método é considerado o mais adequado, pois o objetivo é realizar análises quantitativas e qualitativas do BROAD-GRS. Foram usadas perguntas com opções de múltipla escolha para avaliar os dados extraídos do perfil do usuário membro do grupo, do grupo propriamente dito, bem como de seus interesses extraídos, e para os recursos educacionais recomendados no processo.

Ainda foram utilizadas perguntas discursivas com a finalidade de obter possíveis informações sobre o estudo de caso não previstas nas perguntas de múltipla escolha, além de

buscar a opinião dos usuários sobre a ferramenta e as suas funcionalidades, e, com isso, obter sugestões de melhoria para o processo de recomendação.

6.3 Coleta de Dados

Para a realização da coleta dos dados, a entrevista aplicada após o uso do BROAD-GRS foi feita através do Google Docs¹⁰, usando sua ferramenta de criação de formulários¹¹, em dois momentos: primeiro logo após o usuário autorizar o BROAD-GRS a extrair suas informações, e, depois quando os recursos educacionais foram recomendados ao grupo.

Os dados capturados através do formulário foram armazenados em uma tabela, também no Google Docs. Essa tabela está associada ao formulário de avaliação e recebe automaticamente os dados a partir das respostas dos usuários. Neste formulário foram realizadas duas perguntas com o objetivo de identificar o usuário participante quando à sua formação.

- Qual a sua escolaridade?
- Qual a sua área de formação?

Além disso, foram realizadas cinco perguntas com o objetivo de atender as observações pretendidas para a pesquisa descritiva, apontada no item 6.1 do Projeto do Estudo de Caso. Estas perguntas foram do tipo múltipla escolha, com alternativas de 1 a 5, sendo 1 para “Muito Ruim” ou “Totalmente em desacordo”, 2 para “Ruim” ou “Desacordo”, 3 para “Razoável” ou “Nem desacordo nem acordo”, 4 para “Bom” ou “Acordo”, e 5 para “Muito Bom” ou “Total acordo”.

- Na sua opinião, os dados relacionados ao seu interesse estão de acordo?
- Você considera que o tema do recurso educacional recomendado ao grupo está de acordo com o seu interesse e com as discussões do grupo?
- Como você avalia a recomendação baseada no repositório de dados?
- Como você avalia a recomendação baseada em dados ligados?
- Como você avalia a recomendação baseada em vídeos?

Por fim, foram realizadas duas perguntas com o objetivo de atender as observações pretendidas para a pesquisa exploratória, também apontada no item 6.1 do Projeto do Estudo

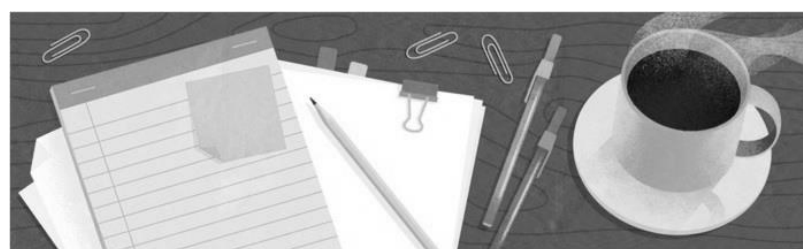
¹⁰ <http://www.google.com/docs/about/>

¹¹ <http://www.google.com/forms/about/>

de Caso. Estas perguntas foram do tipo texto, onde o usuário pode escrever a sua resposta sem limite de caracteres.

- Como você analisa o uso de redes sociais para envio de recomendações educacionais?
- Qual a sua opinião sobre a ferramenta e suas funcionalidades?

A Figura 29 apresenta parte do formulário utilizado no processo de realização da coleta de dados.



BROAD-GRS

O BROAD-GRS ajuda a encontrar recursos educacionais apropriados aos interesses e às preferências dos grupos.

**Obrigatório*

Você considera que o tema do recurso educacional recomendado ao grupo está de acordo com o seu interesse, e com as discussões do grupo?

1 para totalmente em desacordo, 2 para desacordo, 3 para nem desacordo nem acordo, 4 para acordo, e 5 para total acordo

☐ 1
☐ 2
☐ 3
☐ 4
☐ 5

Figura 29 – Parte do formulário utilizado na coleta de dados.

6.4 Análise dos Dados Coletados

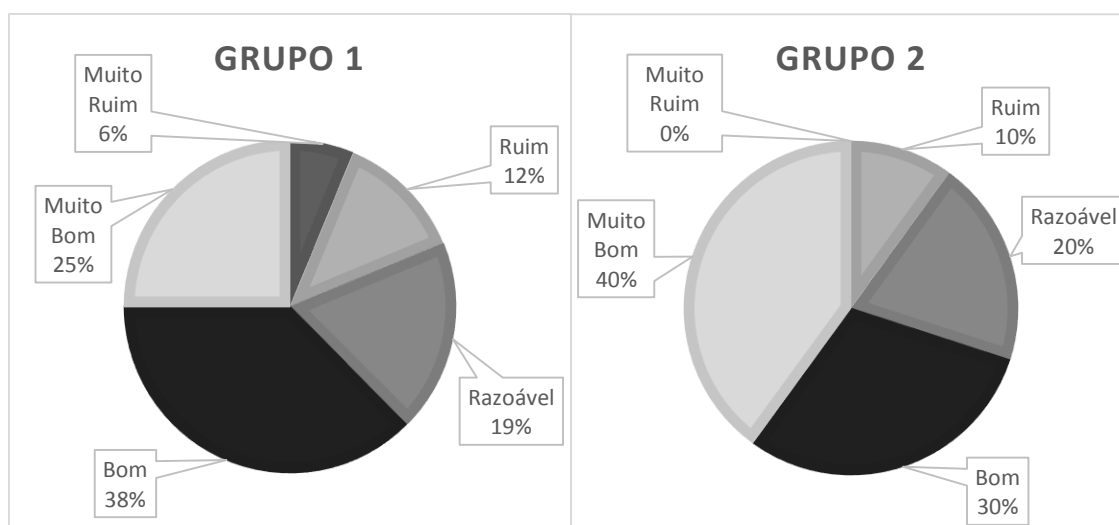
A análise dos dados coletados é conduzida de maneira diferente para dados quantitativos e dados qualitativos. Para dados quantitativos a análise é feita principalmente com descrição estatística, mas também pode utilizar desenvolvimento de modelos preditivos, teste de hipóteses e análise de correlações (WOHLIN et al., 2012).

Já para dados qualitativos, o principal objetivo da análise é conseguir chegar a conclusões a partir dos dados, mantendo uma clara cadeia de evidências. Esta cadeia de evidências deve ser capaz de seguir a derivação dos resultados e conclusões a partir dos dados coletados (YIN, 2009).

Neste sentido, após coletados os dados, foi feito um levantamento com os dados capturados para os itens citados no Projeto do Estudo de Caso. Os participantes do estudo de caso, primeiramente os do Grupo 1 e depois os do Grupo 2, foram convidados a avaliar os itens extraídos e recomendações realizadas. Através das análises feitas com estes dados, busca-se obter indícios a respeito da Questão de Pesquisa apresentada neste trabalho: se extrairmos dados do grupo a partir de sua definição na rede social, bem como das características individuais dos usuários membros desse grupo, então é possível criar um perfil educacional do grupo agregando estas características, e, então é possível realizar recomendações de recursos educacionais de uma maneira mais eficaz aos usuários membros do grupo.

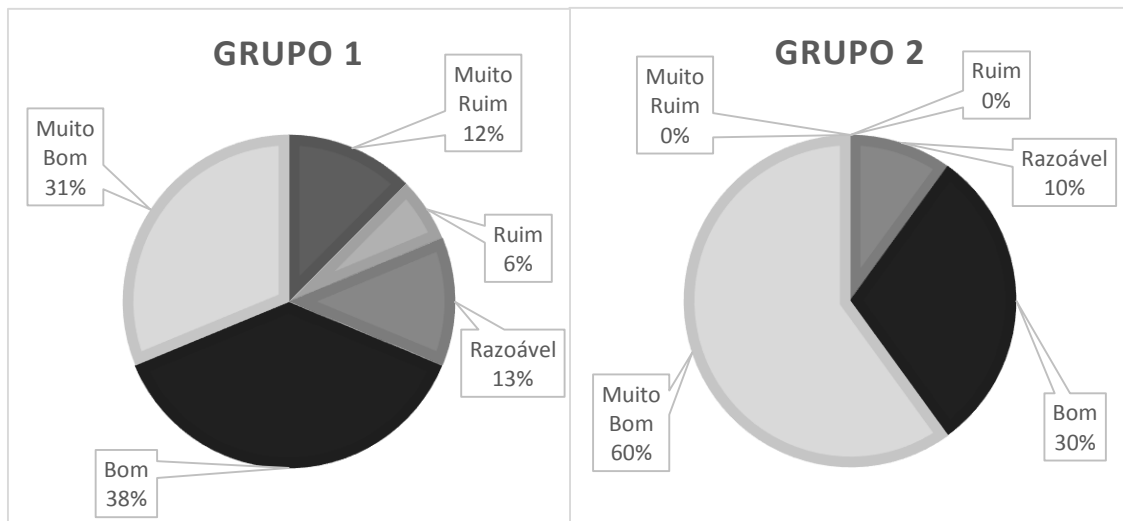
A seguir estão apresentados os gráficos com os dados dos itens analisados. O Gráfico 7 apresenta o quantitativo de respostas dos usuários a respeito do primeiro item avaliado, que é a aceitação do usuário em relação às suas características, bem como as características do grupo do qual ele participa, identificadas através de suas redes sociais, no caso, do Facebook.

Gráfico 7 – Aceitação do usuário em relação às características extraídas.



O Gráfico 8 apresenta o quantitativo de respostas dos usuários a respeito do segundo item avaliado, que é a aceitação dos usuários em relação às recomendações educacionais feitas ao grupo, levando em consideração suas características individuais e coletivas do grupo em questão.

Gráfico 8 – Aceitação do usuário em relação às recomendações feitas ao grupo.

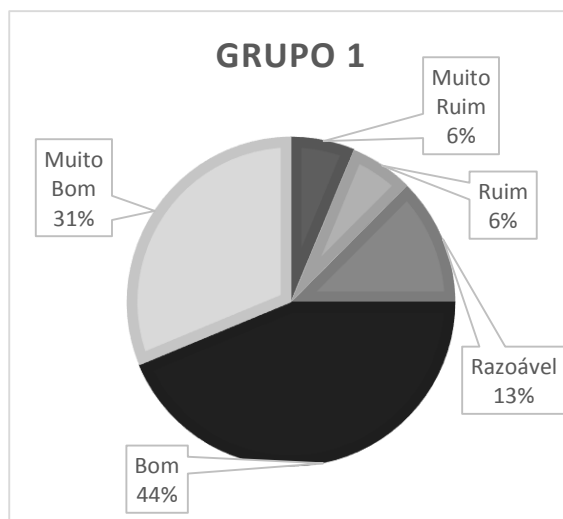


A Figura 30 apresenta os recursos educacionais obtido através do repositório de dados sendo recomendado para o Grupo 1. Para o Grupo 2 não foi recomendado nenhum recurso educacional desta fonte, visto que não existia, no momento do estudo, recursos que atendessem a satisfação da maioria dos membros do grupo. O Gráfico 9 apresenta o quantitativo de respostas dos usuários a respeito do terceiro item avaliado, que é se o repositório de recursos educacionais do BROAD-GRS gerou recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo. O repositório local de recursos educacionais usado pelo BROAD-GRS tinha, no momento da avaliação, 74 recursos educacionais relacionados às áreas da Ciência da Computação.

Broad Grupo		
Grupo público		
Entrou		
Compartilhar		
Notificações		
...		
Discussão		
Membros		
Eventos		
Fotos		
Arquivos		
ATIVIDADE RECENTE		
compartilhou um link.		
Agora mesmo - BROAD-GRS		
Tema	Título	Link
WIRELESS NETWORK	Reputation-based crowdsourced Wi-Fi topology discovery	www/broad/RecursosCatalogar/Redes11-s2.0-S1389128614004666-main.pdf
WIRELESS NETWORK	Reliability in wireless sensor networks: A survey and challenges ahead	www/broad/RecursosCatalogar/Redes11-s2.0-S1389128614004708-main.pdf
WIRELESS NETWORK	Distributed and adaptive resource management in Cloud-assisted Cognitive Radio Vehicular Networks with hard reliability guarantees	www/broad/RecursosCatalogar/Redes11-s2.0-S2214209614000527-main.pdf

Figura 30 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados para o Grupo 1.

Gráfico 9 – Aceitação do usuário em relação às recomendações do repositório.



A Figura 31 apresenta um recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados sendo recomendado para o Grupo 1. Este recurso foi um livro de título “*Wireless Networking in the Developing World*” (disponível no endereço: <http://wndw.net/pdf/wndw2-en/wndw2-ebook.pdf>).

A Figura 32 apresenta um recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados sendo recomendado para o Grupo 2. Este recurso foi um artigo da Revista da ABNP v. 1, n. 2, jul. – out. de 2010, p. 217-244, de título “Apontamentos Sócio jurídicos Sobre O Tema Políticas Públicas De Ação Afirmativa Para Negros No Brasil” (disponível no endereço: <http://www.abpn.org.br/Revista/index.php/edicoes/article/view/89/68/>). O Gráfico 10 apresenta o quantitativo de respostas dos usuários a respeito do quarto item avaliado, que é se os recursos extraídos de conjuntos de dados ligados geraram recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo.

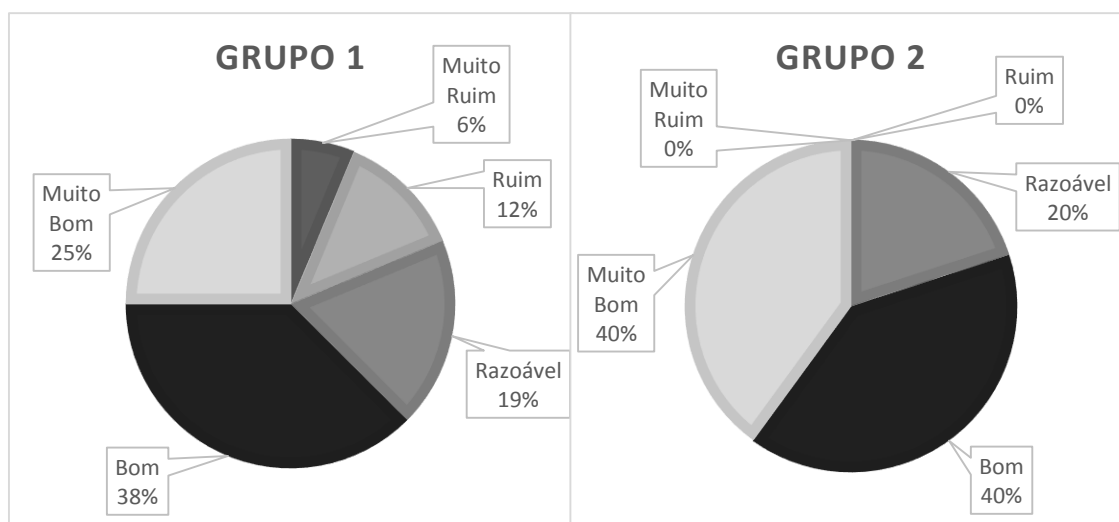


Figura 31 –Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados para o Grupo 1.



Figura 32 – Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de dados ligados para o Grupo 2.

Gráfico 10 – Aceitação do usuário em relação às recomendações de dados ligados.



A Figura 33 apresenta um recurso educacional obtido através do repositório de vídeos sendo recomendado para o Grupo 1 (disponível no endereço: <https://www.youtube.com/watch?v=-9ol2pb-4UQ>). Já a Figura 34 apresenta um recurso educacional obtido através do repositório de vídeos sendo recomendado para o Grupo 2 (disponível no endereço: <https://www.youtube.com/watch?v=439d74kjtTE>).

O Gráfico 11 apresenta o quantitativo de respostas dos usuários a respeito do quinto e último item avaliado, que é se a recomendação de vídeos do Youtube gerou recomendações satisfatórias aos usuários membros do grupo.

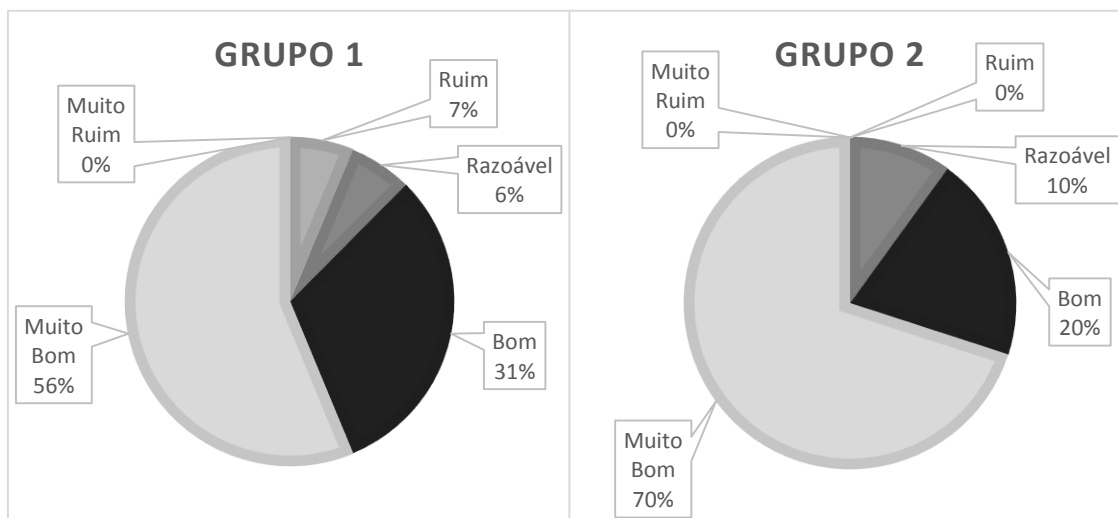


Figura 33 –Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de vídeos para o Grupo 1.



Figura 34 –Recomendação de recurso educacional obtido através do repositório de vídeos para o Grupo 2.

Gráfico 11 – Aceitação do usuário em relação às recomendações de vídeos.



6.5 Relatório

O relatório é a principal fonte de informação para julgar a qualidade do estudo, além de apresentar suas descobertas (YIN, 2009). As conclusões devem ser relatadas e ajustadas dentro do contexto estabelecido. Um estudo de caso não deve ser generalizado, ou seja, ele não deve ser considerado a representação de uma população. As conclusões podem ser desenhadas com estatísticas, devendo ser interpretadas e relatadas (HANNAY et al, 2007).

Analisando o Gráfico 7, percebe-se que os participantes tanto do Grupo 1 quanto do Grupo 2 avaliaram positivamente o processo de extração de seus dados, com 63% e 70%, respectivamente, de avaliações “Bom” e “Muito Bom”.

Conforme apresentado no Gráfico 8, 69% dos participantes do Grupo 1 também avaliaram positivamente os recursos recomendados ao grupo. Nota-se ainda que o Grupo 2 tem uma aceitação alta em termos de recursos recomendados ao grupo (90% avaliaram como “Bom” ou “Muito Bom”), mesmo não tendo sido recomendado nenhum arquivo do repositório ao Grupo 2, visto que nenhum recurso educacional desta fonte atende a satisfação da maioria dos membros do grupo. A alta aceitação neste caso se deve aos recursos vindos dos dados ligados e dos vídeos.

Como o Grupo 1 era composto somente de Técnicos em Informática, o repositório local do BROAD-GRS foi capaz de atender satisfatoriamente ao grupo, com 75% de avaliação positiva (como “Bom” ou “Muito Bom”) dos membros. Esta informação pode ser observada através do Gráfico 9.

A avaliação positiva também é observada no Gráfico 10 que aborda a recomendação baseada em Dados Ligados, na qual o Grupo 1 obteve 63% de satisfação, considerando as avaliações “Bom” e “Muito Bom”, enquanto que o Grupo 2 apresentou 80% de avaliações deste tipo.

Já no Gráfico 11, que aborda as recomendações em vídeos, os dados são ainda melhores. O Grupo 1 obteve 86% de satisfação enquanto que o Grupo 2 apresentou 90% de aprovação, considerando as avaliações “Bom” e “Muito Bom”.

Os participantes mostraram ainda aprovar o envio de recomendações para as suas redes sociais, conforme pode ser percebido em alguns relatos:

“Acho um grande mecanismo para ser usado na educação, pois o acesso de crianças e jovens é muito grande. Deveria ser mais explorado, ter incentivo ao público jovem, assim teria bem mais acessos e a educação aconteceria de forma plena, pois passaria a fazer parte da nossa cultura”.

“Acredito ser bastante útil, uma vez que, atualmente, as redes sociais têm grande influência na vida das pessoas. Opiniões têm sido formada baseadas em conteúdo das redes sociais, dessa forma, o envio de recomendações educacionais vem como um meio de obter informação útil facilmente”.

“O interessante é que as redes sociais são amplamente utilizadas, logo, devem ser foco de estudos e inovações, como o presente aplicativo. Tudo o que vem de novo nas redes sociais é bem-vindo, principalmente se tratando de conhecimento”.

Quanto ao uso da ferramenta, foram coletados depoimentos que pudessem ser analisados com a opinião do participante, inclusive buscando encontrar formas de melhoria e sugestões para trabalhos futuros. Esta questão foi de grande importância, uma vez que obteve relatos interessantes, como pode ser observado a seguir:

“Como uma ferramenta de busca demonstrou muito útil, simples de usar, tudo automatizado, mostrando um filtro de seus próprios interesses, e quem não sabe por onde começar uma recomendação, utilizar o perfil como partida é bem interessante”.

“A ideia é muito boa, assim como seu procedimento. Para mim peca um pouco no fator temporal, as páginas relacionadas não tiveram muita relação com a quantidade de acessos/postagens, bem como

algumas foram acessadas há muito tempo atrás, não tendo relação com interesses atuais”.

“A ferramenta tem um grande valor, porque quando acionada, suas funcionalidades buscam aquilo que realmente importa. Tem sua margem de erro, mas muito insignificante ao meu ver”.

“A ferramenta é tecnicamente boa atendendo as expectativas e trazendo a realidade dos conteúdos do grupo armazenados ao longo do tempo, procurando proporcionar ao componente aquilo que é de seu interesse”.

6.6 Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo apresentou toda a estrutura de avaliação da proposta do BROAD-GRS. Com a finalidade de obter evidências quanto a viabilidade da aplicação, foi realizado um estudo de caso com dois grupos de usuários no Facebook. Foi criado um grupo chamado “Broad Grupo” com a finalidade de realizar o estudo, e, em um primeiro momento foram convidados os usuários do Grupo 1. Ao terminar o estudo com o Grupo 1, todos os usuários foram retirados do Broad Grupo no Facebook, e, em seguida, foram convidados os usuários do Grupo 2 para realizarem o estudo.

O primeiro grupo, Grupo 1 foi formado apenas por usuários com a mesma formação, enquanto o segundo grupo Grupo 2, foi formado com integrantes de formações variadas. Conforme os usuários iam aceitando a sua participação no Broad Grupo e permitindo que o protótipo tivesse acesso às suas informações pessoais, o perfil educacional de cada grupo (Grupo 1 e Grupo 2) foi sendo definido.

Após todos os usuários terminarem esse processo de aceitação de ser integrante do grupo, foi proposto um assunto tema para discussão, e, através desta discussão, foi finalizada a construção da definição do perfil educacional do Grupo 1 e do Grupo 2. O Grupo 1 abordou o tema “Wireless Network” enquanto o Grupo 2 abordou o tema “Cotas Raciais”.

O processo de recomendação foi restrito através da recomendação de 3 (três) recursos educacionais de cada uma das três abordagens tratadas neste trabalho, e, as avaliações dos usuários no estudo de caso foram de acordo com esses recursos recomendados diretamente ao grupo. No caso do Grupo 2, nenhum recurso educacional recuperado através do repositório de dados atingiu a aderência mínima de satisfação para ser recomendado, e, por isso, o Grupo 2 só teve recomendações oriundas de dados ligados e de vídeos.

O desenvolvimento do protótipo para a arquitetura do BROAD-GRS e do estudo de caso mostraram a viabilidade técnica e a aceitação dos usuários em relação à definição do perfil educacional do grupo do qual os usuários eram membros, e das recomendações feitas. Os resultados obtidos a partir da realização do estudo de caso mostraram a viabilidade de aplicação da proposta apresentada e trouxeram indícios que confirmam a Questão de Pesquisa apresentada neste trabalho, uma vez que ambos os grupos apresentaram avaliações muito positivas sobre a utilização do BROAD-GRS.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresenta as considerações finais sobre esta dissertação, destacando suas conclusões, restrições e propostas para avançar a pesquisa em trabalhos futuros.

Esta dissertação apresentou uma proposta de arquitetura, nomeada BROAD-GRS, capaz de definir um perfil educacional de grupos em redes sociais e fazer recomendações para seus membros. Um protótipo foi implementado explorando as informações disponíveis na rede social Facebook para identificar características do grupo e de seus usuários membros, e, a partir dessas características, definir o perfil educacional do grupo e fazer recomendações de recursos educacionais aos integrantes do grupo.

7.1 Conclusões

A arquitetura do BROAD-GRS abordou a definição do perfil educacional de um grupo em redes sociais e a recomendação de recursos educacionais de acordo com o perfil definido. O protótipo implementado mostrou que é possível o envio de recomendações educacionais aos usuários membros do grupo, usando esses ambientes para explorar o tempo que os usuários utilizam em redes sociais.

A abordagem de definição do perfil educacional do grupo na rede social traz avanços na extração de informações geradas dinamicamente dentro do grupo. Além de levar em consideração a preferência dos usuários membros do grupo, permite gerar recomendações de recursos educacionais coerentes com os interesses e as preferências identificadas pelo BROAD-GRS.

A recomendação utilizando as três abordagens (repositório de dados, dados ligados e vídeos) foi considerada satisfatória e complementar. O uso de dados ligados e de um repositório de vídeos no processo de recomendação permitiu ampliar as possibilidades de recomendações oferecidas aos usuários, não ficando restritos a repositórios de recursos educacionais com temas específicos.

Além disso, o envio dos recursos educacionais através da recomendação em redes sociais oferece ao usuário a utilização dos recursos de interatividade do ambiente. Ele pode curtir e compartilhar suas experiências sobre um recurso educacional recomendado, aproveitando a facilidade de uso que a rede social oferece em sua utilização.

7.2 Restrições

Como restrição deste trabalho, destaca-se o número de recursos educacionais disponíveis no repositório do BROAD-GRS, o que se torna uma limitação para a geração de recomendações relevantes para os usuários, principalmente por abordar um número reduzido de temas. Acredita-se que se o repositório dispusesse de mais recursos e se esses abordassem um conjunto maior de temas, as recomendações seriam melhores avaliadas pelos usuários.

Foram verificadas ainda as restrições da API do Facebook para acesso às informações dos grupos. Somente os grupos que possuem nível de privacidade pública puderam ser trabalhados, pois, para qualquer outro tipo de privacidade (fechado ou secreto), o aplicativo deve passar por uma análise por parte da equipe que desenvolve o Facebook para liberação da extração de informações. Como esta análise é demorada e muito detalhista, o protótipo não pode ser publicado, pois não estava hospedado em nenhum servidor com domínio público. Além disso, outra restrição imposta pela API é a necessidade de cada usuário ter que autorizar o uso de suas informações.

Devido a isso, o processo de definição do perfil educacional do grupo tem que ser iniciado manualmente após os membros acessarem o protótipo em uma máquina local. O grupo utilizado no estudo de caso precisou ser criado com o nível de privacidade público, onde qualquer pessoa pode ver o grupo, seus membros e suas publicações. Além disso, todos os participantes tiveram que ser cadastrados como testadores do aplicativo, pois devido às restrições citadas do Facebook quanto à privacidade das informações, esta foi uma alternativa encontrada para realizar o estudo sem a necessidade de se hospedar o aplicativo em algum servidor.

O uso da AlchemyAPI apresenta resultados mais satisfatórios quando atua sobre o idioma Inglês. Isso se deve ao fato de que muitas funcionalidades só estão acessíveis para este idioma, e, acaba se transformando numa restrição, visto que apesar de ser do conhecimento de muitos, ele não é o idioma nativo do Brasil.

Por fim, existe uma dificuldade em priorizar os recursos vindos de dados ligados para cada interesse, pois este tipo de abordagem não possui uma catalogação específica para ser usada na determinação de aderência aos interesses dos usuários.

7.3 Trabalhos Futuros

A principal sugestão para trabalhos futuros é a ampliação da proposta apresentada para outras redes sociais. A proposta do BROAD-GRS foi projetada para atender qualquer rede social, sendo necessárias, apenas, algumas adaptações no uso das APIs de cada rede social e ainda na forma de apresentar a informação nas diferentes redes sociais.

Explorar mais as relações semânticas, criando mais inferências nas relações, como por exemplo, em um processo de recomendação colaborativa, poderia saber a distância entre pares dentro da rede identificando grupos com preferências semelhantes ao do estudo, e, através disto, também recomendar baseado nas preferências destes outros grupos semelhantes.

Também pode ser criado um mecanismo que explore páginas mais recentemente curtidas, ou que sejam mais acessadas pelo usuário, para ter uma consideração maior na extração dos dados do usuário, aperfeiçoando o processo de definição do perfil do grupo, com as limitações de informações que a API oferece.

Verificar o interesse e a viabilidade de hospedar o protótipo em algum domínio público para tentar a autorização por parte do Facebook para publicação do aplicativo. Com isso, seria possível obter mais informações através de sua API, e, possivelmente, aprimorar o mecanismo de definição do perfil educacional do grupo. Uma vez que o aplicativo seja publicado, pode ser implementada uma rotina de atualização da definição do perfil do grupo, visto que novos membros e novas discussões podem ser percebidas com o tempo.

A arquitetura do BROAD-GRS foi desenvolvida para atender grupos que tenham uma grande quantidade de membros. No entanto, as tecnologias envolvidas no processo podem ter perda de desempenho devido a um grande número de variáveis para a estratégia de análise.

Além disso, como o BROAD-GRS foi projetado para maximizar a satisfação dos usuários membros do grupo, não foi levada em consideração uma estratégia para atender a minoria do grupo. Esta estratégia também pode ser explorada, permitindo assim, atender de maneira satisfatória a um número ainda maior de usuários dentro do grupo.

Quanto a utilização de repositório de dados, verificamos a necessidade de abordar um conjunto maior de temas, e possuir um número maior de recursos educacionais cadastrados. Assim, as recomendações baseadas em repositório seriam melhores avaliadas pelos usuários. Também pode ser avaliada a utilização de algum outro repositório de dados complementar.

Por fim, a abordagem de definição do perfil educacional do grupo e o processo de recomendação utilizados neste trabalho podem ser aprimorados, considerando, por exemplo, as recomendações feitas dentro da rede de pessoas que possuem interesses comuns e não fazem

parte do grupo, ou através do histórico de recomendações dos recursos educacionais com a avaliação dos usuários, por exemplo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADOMAVICIUS, G., TUZHILIN, A. Context-Aware Recommender Systems. In: **Recommender Systems Handbook**. Springer US, Boston, MA, p. 217–253, 2011.
- ALMEIDA, R. F., CAMPOS, F., STRÖELE, V., DAVID, J. M. N. Sistemas de Recomendação de Recursos Educacionais para Grupos de Redes Sociais: um Mapeamento Sistemático. In: **XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, p. 1022–1031, 2015.
- ANDERSSON, C., RUNESON, P.; **A spiral process model for case studies on software quality monitoring – methods and metrics**. Software Process: Improv. Pract, v.12, n. 2, p. 125-140, 2007.
- AQUIN, M. D., **Linked Data for Open and Distance Learning**. June, 2012.
- BASILI, V., ROMBACH, H.D. The TAME project: towards improvement-oriented software environments. In: **IEEE Transactions on Software Engineering**, v. 14, n. 6, p. 758–773, 1988.
- BENBASAT, I., GOLDSTEIN, D.K., MEAD, M.; **The case research strategy in studies of information systems**, MIS Q., v. 11(3), p. 369, 1987.
- BIZER, C.; HEATH, T.; BERNERS-LEE, T. Linked Data - The Story So Far. In: **International Journal on Semantic Web and Information Systems (IJSWIS)** v. 5, n. 3, p. 1–22, 2009.
- BOBADILLA, J.; ORTEGA, F.; HERNANDO, A.; GUTIÉRREZ, A. Recommender systems survey. In: **Knowledge Based Systems**, v. 46, p. 109–132, 2013.
- BORATTO, L., CARTA, S. State-of-the-Art in Group Recommendation and New Approaches for Automatic Identification of Groups. In: **Studies in Computational Intelligence**. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, v. 324, p. 1–20, 2011.
- BORATTO, L., CARTA, S., CHESSA, A., AGELLI, M. e CLEMENTE, M. L. Group Recommendation with Automatic Identification of Users Communities. In **IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology**, p. 547–550, 2009.
- BRESLIN, J. G., DECKER, S., HARTH, A., BOJARS, U. SIOC: an approach to connect web-based communities. In: **International Journal of Web Based Communities – IJWBC**, v. 2, n. 2, p. 133–142, 2006.
- BRICKLEY, D.; MILLER, L. **FOAF Vocabulary Specification** 0.99 2014. Disponível em: <http://xmlns.com/foaf/spec/#term_Document>. Acesso em: 12 dez. 2015.
- CAMPOS, L. M., FERNÁNDEZ-LUNA, J. M., HUETE, J. F. e RUEDA-MORALES, M. A. Managing uncertainty in group recommending processes. In: **User Modeling and User-Adapted Interaction**, v. 19, n. 3, p. 207–242, 2008.
- CAMPOS, F., NERY, T., BRAGA, R., SANTOS, N., MATTOS, E. BROAD Project: Semantic Search and Application of Learning Objects. In: **IEEE Technology and Engineering Education (ITEE)**, 2012.

CAMPOS, F., DAVID, J. M. N., BRAGA, R., NERY, T., SANTOS, N. Rede de Ontologias: apoio semântico a linha de produtos de objetos de aprendizagem. In: **Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE**, v. 23, p. 26–30, 2012.

CARVALHO, L., MACEDO, H., Introdução aos Sistemas de Recomendação para Grupos, In: **Revista de Informática Teórica e Aplicada (RITA)**, v. 21, n. 1, p. 77-109, 2014.

CASAGRANDE, M. F. R.; KOZIMA, G.; WILLRICH, R. Técnica de Recomendação Baseada em Metadados para Repositórios Digitais Voltados ao Ensino. In: **II CBIE Congresso Brasileiro de Informática na Educação**, Unicamp, Campinas, Brasil, 2013.

CAZELLA, S. C.; NUNES, M. A. S. N.; REATEGUI, E. A Ciência Da Opinião: Estado Da Arte Em Sistemas De Recomendação. In: **Jornada de Atualização de Informática - JAI**, Puc RJ, Rio De Janeiro, Brasil, v. 1, p. 161-216, 2010.

CAZELLA, S. C., BHEAR, P., SCHNEIDER, D., SILVA, K.K., FREITAS, R. Desenvolvendo um Sistema de Recomendação de OAs baseado em Competências para a Educação: relato de experiências. In: **Anais do 23º Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2012)**, Rio de Janeiro, 2012.

CHOWDHURY, G. G. Natural language processing. In: **Annual review of information science and technology**, v. 37, p. 51–89, 2003.

COMITÊ GESTOR DA INTERNET NO BRASIL – CGI.BR. Pesquisa sobre o uso das tecnologias de informação e comunicação nas escolas brasileiras. In: **TIC Educação 2014**. ed. São Paulo, v. 1, p. 1–428, 2015.

CORPORATION. Oracle. **The Java EE 6 Tutorial. The Java EE 6 Tutorial** [S.l: s.n.], 2013. Disponível em: <<http://docs.oracle.com/javaee/6/tutorial/doc/gijqy.html>>. Acesso em: 10 out. 2015.

DIETZE, S., SANCHEZ-ALONSO, S., EBNER, H., YU, H. Q., GIORDANO, D., MARENZI, I. PEREIRA, B. Interlinking educational resources and the web of data: A survey of challenges and approaches. In: **Program**, v. 47, n. 1, p. 60–91, 2013.

DUVAL, E.; HODGINS, W. Learning Technology Standards Committee (LTSC), In: **Draft Standard of Learning Object Metadata**, New York, NY, EUA, 2002.

FATEMI, M., TOKARCHUK, L. A Community Based Social Recommender System for individuals & groups, In: **ASE/IEEE International Conference on Social Computing (SocialCom)**, Washington, DC, p. 351-356, 2013.

FERNANDES, G. **Captura De Perfis Dinâmicos De Usuários A Partir Da Análise De Mensagens Em Redes Sociais**. Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro, 2013.

FINK, A.; **The Survey Handbook**, 2nd edn. SAGE, Thousand Oaks, London, 2003.

FOUNDATION, The Apache Software. Apache Jena. Disponível em: <<https://jena.apache.org/index.html>>. Acesso em: 08 dez. 2015.

FRITZEN, E., SIQUEIRA, S. W. M., ANDRADE, L. C. V. Recuperação Contextual de Informação na Web para Apoiar Aprendizagem Colaborativa em Redes Sociais. In: **XXIII Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, v. 23, p. 26–30, 2012.

GALLIANO, A. G. **Introdução à sociologia**. Harper & Row do Brasil, 1981.

HANNAY, J.E., SJOBERG, D.I.K., DYBA, T.; A systematic review of theory use in software engineering experiments. In: **IEEE Transactions of Software Engineering**, v.33, n. 2, p. 87-107, 2007.

HODGINS, H. W., **The Future of Learning Objects**, 2004.

JALALI, S. e WOHLIN, C. Systematic literature studies: database searches vs. backward snowballing. In: **Proceedings of the ACMIEEE international symposium on Empirical software engineering and measurement**, New York, NY, USA, p. 29–38, 2012.

JAMESON, A. More than the sum of its members: challenges for group recommender systems. In: **Proceedings of the working conference on advanced visual interfaces - AVI**, New York, New York, USA, ACM Press, May, p. 48, 2004.

JAMESON, A. e SMYTH, B. Recommendation to Groups. In: **The Adaptive Web (LNCS)**, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, v. 4321, p. 596–627, 2007.

JUNCO, R. The relationship between frequency of Facebook use, participation in Facebook activities, and student engagement. In: **Computers & Education**, v. 58, p. 162-71, 2011.

KIM, H.N., JI, A.T., HA, I., JO, G.S. Collaborative filtering based on collaborative tagging for enhancing the quality of recommendations. In: **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 9, n. 1, p. 73–83, 2010.

KITCHENHAM, B. **Procedures for performing systematic reviews**. Keele University, UK, v. 33, n. 2004, p. 1-26, 2004.

KITCHENHAM, B. A., CHARTERS, S. Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering, Keele University and University of Durham. In: **EBSE Technical Report** Version 2.3, 2007.

KITCHENHAM, B., DAG, I.K., SJØBERG, O. P., BRERETON, D. B., DYBÅ, T., HÖST, M., PFAHL, D., RUNESON, P. Can we evaluate the quality of software engineering experiments? In: **Proceedings of the 2010 ACMIEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM 2010)**, Italy, ACM Press, pp. 2:1–2:8, 2010.

KOVACIC, T. **Evaluating Web Content Extraction Algorithms**. University Of Ljubljana, 2012.

LEHMAN, R. **Learning object repositories. New directions for adult and continuing education**. Embroidery, v. 56, n. 113, p. 57–66 , 2007.

LETHBRIDGE, T.C.; SIM, S.E.; SINGER, J. ; Studying software engineers: Data collection techniques for software field studies. In: **Empirical Software Engineering**, v. 10, p. 311–341, 2005.

MANOUSELIS, N, H. DRACHSLER, H., VUORIKARI, R., HUMMEL, H., KOPER, R. Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. In: **Recommender Systems Handbook: A Complete Guide for Research Scientists and Practitioners**, Springer, New York, NY, p. 387-409, 2011.

MASCHERONI, G.; CUMAN, A. **Net Children Go Mobile: Final Report**. Milão. Educatt, 2014.

MASTHOFF, J. Group recommender systems: combining individual models. In: **Recommender Systems Handbook**, Springer US, Boston, MA, p. 677, 2011.

MIAN, P., CONTE, T., NATALI, A., BIOLCHINI, J., TRAVASSOS, G. A Systematic Review Process for Software Engineering. In: **Proceedings of 2nd Experimental Software Engineering Latin American Workshop (ESELAW 2005)**, Uberlandia, Brazil, October 3, SBC, pp. 1–6, 2005.

PARK, D.H., KIM, H.K., CHOI, I.Y., KIM, J.K. A literature review and classification of recommender Systems research. In: **Expert Systems with Applications**, v. 39, p. 10059–10072, 2012.

PEREIRA, C. K.; CAMPOS, F.; STRÖELE, V., DAVID, M. N., BRAGA, R. Extração de Características de Perfil e de Contexto em Redes Sociais para Recomendação de Recursos Educacionais. In: **XXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2014)**, v. 25, p. 506–515, 2014.

PEREIRA, C. K.; CAMPOS, F. C. A.; STROELE, V.; BRAGA, R. M.; DAVID, J. M. N.; ALMEIDA, R. Extração de Características de Perfil e de Contexto em Redes Sociais para Recomendação de Recursos Educacionais. In: **Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE)**, v. 23, p. 25-39, 2015.

PEREIRA, C. K., CAMPOS, F., STRÖELE, V., DAVID, M. N., BRAGA, R. Explorando Dados Ligados através de um Sistema de Recomendação Educacional. In: **XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE 2015)**, p. 1042–1051, 2015.

PETERSEN, K. Measuring and predicting software productivity: A systematic map and review. In: **Information and Software Technology**, v. 53, n. 4, pp. 317–343, 2011.

PETERSEN, K., FELDT, R., MUJTABA, S., MATTSSON, M. Systematic mapping studies in software engineering. In: **12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering**, pp. 71–80, 2008.

PFLEEGER, S.L.; Experimental design and analysis in software engineering part 1-5. In: **ACM Sigsoft Software Engineering Notes**, 1994.

PRIKLADNICKI, R., AUDY, J. L.N. Process models in the practice of distributed software development: A systematic review of the literature. In: **Information and Software Technology**, v. 52, n. 8, pp. 779–791, 2010.

QUIJANO-SÁNCHEZ, L., DÍAZ-AGUDO, B., RECIO-GARCÍA, J. A. Development of a group recommender application in a Social Network. In: **Knowledge-Based Systems**, 2014.

QUIJANO-SÁNCHEZ, L., DÍAZ-AGUDO, B., RECIO-GARCÍA, J. A., JIMÉNEZ-DÍAZ, G. Happy Movie: A Group Recommender Application in Facebook. In: **FLAIRS Conference**, 2011.

RAFAELI, S., DAN-GUR, Y., BARAK, M. Social recommender systems: Recommendations in support of E-learning. In: **International Journal of Distance Education Technologies**, v. 3, n. 2, pp. 30-47, 2005.

RESENDE, D. T.; DORÇA, F. A.; CATTELAN, R. G.; ARAÚJO, R. D. Em direção à recuperação automática de objetos de aprendizagem em repositórios através da associação dos estilos de aprendizagem de estudantes com metadados no padrão IEEE-LOM. In: **Anais do VI Workshop Brasileiro de Web Semântica e Educação (WSWed)**, Dourados, MS, 2014.

REZENDE, P., CAMPOS, F., DAVID, M.N., BRAGA, R. Broad-rs: uma arquitetura para recomendação de objetos de aprendizagem sensível ao contexto usando agentes. In: **Anais do X Congresso Brasileiro de Ensino Superior a Distância**, p. 11-13, 2013.

REZENDE, P.A.A., PEREIRA, C.K., CAMPOS, F., DAVID, M.N., BRAGA, R. PERSONNA: proposta de ontologia de contexto e perfil de alunos para recomendação de objetos de aprendizagem. In: **RBIE Revista Brasileira de Informática na Educação**, v.23, n. 01, p.70-84, 2015.

RIBEIRO, F. A. A.; FONSECA, L. C. C.; FREITAS, M. S. Recomendando Objetos de Aprendizagem a partir das hashtags postadas no Moodle. In: **II CBIE Congresso Brasileiro de Informática na Educação**, Unicamp, Campinas, Brasil, 2013.

ROBSON, C.; **Real World Research: A Resource for Social Scientists and Practitioners-Researches**, 2nd edn. Blackwell, Oxford, Madden, 2002.

RUNESON, P, HOST, M., RAINER, A.W., REGNELL, B.; **Case Study Research in Software Engineering. Guidelines and Examples**. Wiley, Hoboken edS.l: s.n., 2012.

SCORM.: Sharable Content Object Reversion Model. 2004. Disponível em: < <http://scorm.com>>. Acesso em: 15 de agosto de 2015.

SEBASTIANI, F. Machine Learning in Automated Text Categorization. In: **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 34, n. 1, p. 1-47, 2002.

SESAME, Framework. Disponível em:< <http://rdf4j.org/>>. Acesso em: 09/12/2015.

SILVA, F. Q. B., COSTA, C., FRANÇA, A. C. C., PRIKLADINICKI, R. Challenges and Solutions in Distributed Software Development Project Management: A Systematic Literature Review. In: **2010 5th IEEE International Conference on Global Software Engineering (ICGSE)**, pp. 87 -96., 2010.

SPARQL 1.1 Query Language - W3C Recommendation 21 March 2013. Disponível em < <http://www.w3.org/TR/sparql11-query/>>. Acesso em 09/12/2015.

VANOZZI, M., BRIDGESTOCK, L. Students' online usage. In: **Global Market trends report**. QS TopUniversities.com 2013. Disponível em: <http://www.topuniversities.com/sites/qs.topuni/files/Students-Online-Useage-Global-Trends-Report-2013-nc.pdf>, 2013.

VERBERT, K. MANOUSELIS, N., OCHOA, X., WOLPERS, M., DRACHSLER, H., BOSNIC, I., DUVAL, E. Context-Aware Recommender Systems for Learning: A Survey and Future Challenges. In: **IEEE Transactions on Learning Technologies**, v. 5, n. 4, p. 318–335, 2012.

VICARI, R. M., RIBEIRO, A., SILVA, J. M. C., SANTOS, E. R., PRIMO, T., BEZ, M. The OBAA Proposal for Learning Objects Supported by Agents. Syntax and Semantics. In: **Aamas - Autonomous Agents and Multiagent Systems**, p. 9–12, 2010.

WANG, S. L.; WU, C. Y. Application of context-aware and personalized recommendation to implement an adaptive ubiquitous learning system. In: **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 9, p. 10831–10838, 2011.

WILLIAMS, B. J., CARVER, J. C. Characterizing software architecture changes: A systematic review. In: **Information and Software Technology**, v. 52, n. 1, pp. 31–51, 2010.

WOHLIN, C., RUNESON, P., HÖST, M., OHLSSON, M.C., REGNELL, B., WESSLÉN, A. **Experimentation in Software Engineering**. Springer Berlin Heidelberg, 2012.

YIN, R.K.; Case Study Research Design and Methods. In: **4th edn. Sage Publications**, Beverly Hills, 2009.

YU, S. J. The dynamic competitive recommendation algorithm in social network services. In: **Information Sciences**, v. 187, p. 1–14, 2012.