

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA  
E INFORMÁTICA INDUSTRIAL

JOSIANE MELCHIORI PINHEIRO

**A INFLUÊNCIA DAS FOLKSONOMIAS NA EFICIÊNCIA DA FASE  
INICIAL DE MODELAGEM CONCEITUAL**

TESE

CURITIBA - PR

2016

JOSIANE MELCHIORI PINHEIRO

**A INFLUÊNCIA DAS FOLKSONOMIAS NA EFICIÊNCIA DA FASE  
INICIAL DE MODELAGEM CONCEITUAL**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, como requisito parcial para obtenção do título de “Doutor em Ciências” – Área de Concentração: Engenharia de Computação.

Orientador: Prof. Dr. Cesar Augusto Tacla.

CURITIBA - PR

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

---

- P654i  
2016
- Pinheiro, Josiane Melchiori  
A influência das folksonomias na eficiência da fase inicial de modelagem conceitual / Josiane Melchiori Pinheiro.-- 2016.  
130 f. : il. ; 30 cm.
- Texto em português, com resumo em inglês  
Disponível também via World Wide Web  
Tese (Doutorado) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Curitiba, 2016  
Bibliografia: f. 101-108
1. Modelagem (Computação). 2. Recuperação da informação.  
3. Sistemas de recuperação da informação. 4. Mineração de dados (Computação). 5. Usuários da internet. 6. Engenharia elétrica – Teses. I. Tacla, Cesar Augusto, orient. II. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, inst. III. Título.

CDD: Ed. 22 – 621.3

---

Biblioteca Central da UTFPR, Câmpus Curitiba

Título da Tese Nº. \_\_\_\_

# **A Influência das Folksonomias na Eficiência da Fase Inicial de Modelagem Conceitual.**

por

**Josiane Melchiori Pinheiro**

**Orientador:** Prof. Dr. Cesar Augusto Tacla (UTFPR)

Esta tese foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de DOUTOR EM CIÊNCIAS – Área de Concentração: Engenharia de Computação, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial – CPGEI – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, às 09h do dia 19 de agosto de 2016. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos doutores:

---

Prof. Dr. Cesar Augusto Tacla  
(Presidente – UTFPR)

---

Prof. Dr. Emerson C. Paraiso  
(PUCPR)

---

Prof. Dr. André Santanchè  
(UNICAMP)

---

Prof. Dr. Paulo Stadzisz  
(UTFPR)

---

Prof. Dr. Luiz Celso Gomes Junior  
(UTFPR)

Visto da Coordenação:

---

Prof. Jean Carlos Cardozo da Silva, Dr.  
(Coordenador do CPGEI)

Aos meus pais, Maria Regina e Oraci Pinheiro.

À minha filha Laiza, razão de todo o meu esforço.

## AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço à Deus, pelo dom da vida e por me fazer sentir sua presença todos os dias.

Aos meus pais Maria Regina e Oraci Pinheiro por me incentivarem sempre a estudar e construírem uma família que é o alicerce de todas as nossas batalhas e conquistas. Especialmente à vó Regina pelos cuidados com a Laiza todas às vezes em que tive que me ausentar para o desenvolvimento deste trabalho.

À minha filha Laiza por entender, desde tão pequenina, que a mamãe não poderia estar com ela em certos momentos da vida, pois estava desenvolvendo este trabalho.

Ao meu namorado Edmilson pelo apoio, incentivo e companheirismo na reta final deste trabalho, muitas vezes tão cansativa. Obrigada por estar ao meu lado e não me deixar desistir.

Ao meu orientador Cesar Augusto Tacla, por acreditar na minha capacidade, por ser tão humano e compreensivo. Por todo o tempo e esforço despendidos no desenvolvimento deste trabalho, pelos finais de semana investidos nas revisões de artigos e pelo incentivo quando muitas vezes desanimei.

Ao professor Sérgio R. P. da Silva, *in memoriam*, pelas discussões e contribuições. Meu orientador na graduação e no mestrado, seu falecimento foi uma perda irreparável logo depois de ser oficialmente declarado meu co-orientador. Minha pesquisa na UEM não será mais a mesma sem você.

Aos colegas do Grupo de Sistemas Interativos Inteligentes da UEM, pelas contribuições nas discussões, por participarem dos experimentos, e entenderem a demora do meu retorno às atividades do grupo. Aos colegas da UTFPR, pela recepção e apoio em todas as idas e vindas à UTFPR-Curitiba. Aos colegas do Departamento de Informática da UEM, por entenderem minhas limitações no retorno ao trabalho ainda sem a defesa desta tese e por disponibilizarem suas aulas e alunos para realização dos experimentos.

Aos alunos da UEM e da UTFPR que fizeram os experimentos descritos neste trabalho.

Meu muito obrigada. Este trabalho tem um pouquinho de cada um de vocês.

## RESUMO

PINHEIRO, Josiane Melchiori. A Influência das Folksonomias na Eficiência da Fase Inicial de Modelagem Conceitual. 2016. 130. Tese – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial (CPGEI), Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Curitiba, 2016.

Este estudo examina a hipótese que usar folksonomias induzidas dos sistemas de tagging colaborativo em modelagem conceitual deve reduzir o número de divergências entre os atores envolvidos no processo quando eles elicitam termos para serem usados no modelo, usando-se como *baseline* os termos extraídos de páginas *Web* baseados na frequência de termos. Usa como medida de eficiência o número de divergências, pois quanto menor o número de divergências, menor o tempo e o esforço necessários para criar o modelo conceitual. Descreve os experimentos controlados de modelagem conceitual que foram realizados com grupos experimentais que receberam a folksonomia e com grupos de controle que receberam termos extraídos de páginas *Web*. Os resultados descritos mostram que grupos experimentais e de controle obtiveram números similares de divergências. Outras medidas de eficiências, assim como o reuso dos termos nos artefatos da modelagem e a facilidade percebida ao realizar a tarefa de modelagem confirmaram os resultados obtidos pelo número de divergências, com uma eficiência ligeiramente maior entre os grupos experimentais.

**Palavras-chave:** Folksonomias. Aquisição de Conhecimento. Modelagem Conceitual. Elicitação de Termos. Eficiência. Sistema de Tagging Colaborativo.

## **ABSTRACT**

PINHEIRO, Josiane Melchiori. Influence of Folksonomies on the Efficiency of the Initial Phase of Conceptual Modeling. 2016. 130f. Tese – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial (CPGEI), Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Curitiba, 2016.

This study examines the hypothesis that using folksonomies induced from collaborative tagging systems in conceptual modeling should reduce the number of divergences between actors when they elicit terms to be used in a model, using as baseline terms extracted from webpages based on term frequency. It uses as efficiency measure the number of divergences, because the fewer the divergences, the less time and effort required to create a conceptual model. It describes the controlled conceptual modeling experiments that were performed using experimental groups that received a folksonomy and control groups that received terms extracted from webpages. The results show that the experimental and control groups obtained similar numbers of divergences. Other efficiency measures, such as reuse of terms in the phases of conceptual modeling and perceived ease of performing the modeling task, confirmed the results obtained by the number of divergences, with slightly greater efficiency among the experimental groups.

**Keywords:** Folksonomies. Knowledge Acquisition. Conceptual Modeling. Term Elicitation. Efficiency. Collaborative Tagging Systems.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Relacionamento entre conceitualização, modelo, linguagem de modelagem e especificação.....	23
Figura 2 – Um mapa conceitual para responder à questão focal "O que é um carro?". .....	26
Figura 3 – Exemplo de STC e a folksonomia gerada por meio de um algoritmo, seguindo as definições deste trabalho. ....	32
Figura 4 – Exemplo de distribuição da frequência de uso das tags para as 10 URLs mais utilizadas na base de dados do Delicious utilizada nos experimentos.....	35
Figura 5 – Exemplo do processo de obtenção do grafo de relacionamento entre as tags.. .....	48
Figura 6 – Fluxograma do Método de Indução de Folksonomias. ....	52
Figura 7 – Planilha elaborada a ser preenchida pelos participantes – Análise dos Termos Sugeridos. ....	65
Figura 8 – Visão geral dos experimentos realizados. ....	66
Figura 9 – Divergências geradas pelos grupos “travel” nos quatro artefatos produzidos. Os números na legenda abaixo do gráfico representam os grupos. Grupos ímpares (sem preenchimento) são grupos experimentais e grupos pares (preenchidos) são grupos de controle. ....	82

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Abordagens que induzem conhecimento dos STCs. ....	42
Quadro 2 – Questionário de Experiência dos Experimentos Piloto. ....	61
Quadro 3 – Termos sugeridos para os participantes dos experimentos.....	64
Quadro 4 – Questionário Pré-experimento.....	68
Quadro 5 – Questionário de Experiência.....	70
Quadro 6 – Experimentos realizados, cursos e série dos participantes, data do experimento, número de participantes e número de grupos. ....	80

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplo de tags com a mesma grafia e as informações necessárias para o mapeamento.....	55
Tabela 2 – Exemplo de divergência para um grupo P e um conjunto de termos T. A coluna d é o número de participantes divergentes (por minoria) e a coluna $d_{norm}$ é a divergência normalizada. A última linha (D) é a divergência média.....	74
Tabela 3 – Exemplo de quatro artefatos como variáveis aleatórias e os termos neles observados.....	77
Tabela 4 – Coeficientes de correlação de Pearson para as variáveis A1, A2, A3 e A4. ....	78
Tabela 5 – Comparação dos grupos experimentais e de controle pelo número de participantes, número de termos e divergências dos grupos de “travel” para os artefatos produzidos nos experimentos.....	81
Tabela 6 – Divergências geradas nos grupos “travel” sem o Grupo 13 (outlier). ....	83
Tabela 7 – P-valores do teste de Shapiro-Wilk obtidos para as amostras das divergências dos Grupos Experimentais e de Controle na ET e no MC dos grupos “travel”. ....	83
Tabela 8 – Resultado de “travel” divididos em apenas um grupo experimental e um grupo de controle. ....	85
Tabela 9 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos experimentais (folksonomia) para o domínio "travel". ....	87
Tabela 10 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos de controle (páginas Web) para o domínio "travel". ....	87
Tabela 11 – Comparação dos grupos experimentais e de controle pelo número de participantes, número de termos e divergências dos grupos de “food” para os artefatos produzidos nos experimentos. ....	88
Tabela 12 – P-valores do teste de Shapiro-Wilk obtidos para as amostras das divergências dos Grupos Experimentais e de Controle na ET e no MC dos grupos “food”.....	89
Tabela 13 – Resultado de “food” divididos em apenas um grupo experimental e um grupo de controle. ....	90
Tabela 14 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos experimentais (Folksonomia) para o domínio "food". ....	91
Tabela 15 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos de controle (páginas Web) para o domínio "food". ....	92

Tabela 16 – Sumário das respostas das questões relacionadas à medida de facilidade de modelagem. ....	93
Tabela 17 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Driving" .....	109
Tabela 18 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Building" .....	109
Tabela 19 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Agriculture" .....	110
Tabela 20 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Teaching" .....	111
Tabela 21 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Animal" .....	111
Tabela 22 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Fashion" .....	112
Tabela 23 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Security" .....	113
Tabela 24 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Biology" .....	114
Tabela 25 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Database" .....	115
Tabela 26 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Food" .....	116
Tabela 27 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Cooking" .....	116
Tabela 28 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Travel" .....	117
Tabela 29 – Informações quantitativas sobre as folksonomias geradas usando o método de indução proposto e o relacionamento com a quantidade de dados de tagging na base de dados. ....	119
Tabela 30 – Matriz de Correlação de Spearman para a quantidade de termos significativos e a quantidade de dados da base de dados de tagging .....	120
Tabela 31 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Travel" .....	122
Tabela 32 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Food" .....	123
Tabela 33 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Animal" .....	123
Tabela 34 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Fashion" .....	124
Tabela 35 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Security" .....	125
Tabela 36 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Biology" .....	126
Tabela 37 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Database" .....	127
Tabela 38 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Cooking" .....	127
Tabela 39 – Respostas sumarizadas do questionário pré-experimento. ....	129
Tabela 40 – Respostas sumarizadas do questionário de experiência.....	129

## **LISTA DE ABREVIATURAS**

STC – Sistemas de *Tagging* Colaborativo

VI – Vocabulário Inicial

TS – Termos Sugeridos

ET – Elicitação de Termos

MC – Modelo Conceitual

PLN – Processamento de Linguagem Natural

RI – Recuperação de Informação

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	15
<b>1.1</b>	<b>Caracterização do Problema</b>	17
<b>1.2</b>	<b>Hipóteses</b>	19
<b>1.3</b>	<b>Objetivos</b>	19
<b>1.4</b>	<b>Metodologia</b>	19
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	21
<b>2.1</b>	<b>Conceitualizações e Especificações de Modelos</b>	21
<b>2.2</b>	<b>Mapas Conceituais</b>	25
<b>2.3</b>	<b>Indução de Conhecimento de Textos</b>	27
<b>2.4</b>	<b>Avaliação da Modelagem Conceitual</b>	28
<b>2.5</b>	<b>Sistemas de Tagging Colaborativo, Folksonomias e a Indução de Conhecimento</b>	31
2.5.1	<i>Indução de Conhecimento dos STCs</i>	36
2.5.2	<i>A Abordagem de Mika</i>	46
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	50
<b>3.1</b>	<b>Visão Geral</b>	50
<b>3.2</b>	<b>Método de Indução de Folksonomias</b>	51
3.2.1	<i>Análise dos Dados de Tagging</i>	52
3.2.2	<i>Limpeza de Tags</i>	53
3.2.3	<i>Indução da Folksonomia</i>	55
<b>3.3</b>	<b>Datasets Utilizados e Testes Realizados</b>	57
<b>3.4</b>	<b>Método de Realização dos Experimentos</b>	59
3.4.1	<i>Experimentos Piloto e Desenvolvimento do Método de Experimentação</i>	59
3.4.2	<i>Método de Experimentação</i>	63
<b>3.5</b>	<b>Método de Avaliação dos Experimentos</b>	73
3.5.1	<i>Cálculo da Divergência Média</i>	73
3.5.2	<i>Comparação das Divergências Médias nos Grupos</i>	75

3.5.3	<i>Cálculo das Correlações entre os Termos dos Artefatos</i>	77
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	80
<b>4.1</b>	<b>Grupos do domínio “travel”</b>	80
4.1.1	<i>Aplicação do Teste para Comparação de Duas Médias</i>	83
4.1.2	<i>Conhecimento Prévio do Domínio e Reuso dos Termos pelos Participantes</i>	86
<b>4.2</b>	<b>Grupos do domínio “food”</b>	88
4.2.1	<i>Aplicação do Teste para Comparação de Duas Médias</i>	89
4.2.2	<i>Conhecimento Prévio do Domínio e Reuso dos Termos pelos Participantes</i>	91
<b>4.3</b>	<b>Facilidade de Uso</b>	92
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	94
<b>6</b>	<b>LIMITAÇÕES</b>	98
<b>7</b>	<b>TRABALHOS FUTUROS</b>	99
	<b>REFERÊNCIAS</b>	101
	<b>APENDICE A – FOLKSONOMIAS GERADAS PELO MÉTODO DE INDUÇÃO</b>	109
	<b>APÊNDICE B – COMPARAÇÃO QUANTITATIVA DAS FOLKSONOMIAS GERADAS E DADOS UTILIZADOS</b>	119
	<b>APÊNDICE C – CONJUNTOS DE TERMOS GERADOS A PARTIR DAS PÁGINAS WEB</b>	122
	<b>APÊNDICE D – SUMÁRIO DAS RESPOSTAS DOS QUESTIONÁRIOS</b>	129

## 1 INTRODUÇÃO

Guizzardi (2005) adota o termo **conceitualização** para designar o conjunto de conceitos utilizados para articular abstrações do estado das coisas em um domínio. Para ele, um **modelo** é uma abstração de uma porção da realidade articulada segundo uma conceitualização de um domínio. O autor destaca ainda que tanto conceitualizações como modelos são entidades abstratas que existem somente nas mentes das pessoas. Por isso, para que o modelo conceitual seja documentado e analisado, é necessário um artefato concreto que o represente, o qual é denominado de especificação do modelo conceitual. Segundo Guizzardi (ibid) a **especificação do modelo conceitual** é usada para dar suporte ao entendimento (aprendizagem), à resolução de problemas e à comunicação entre as partes interessadas sobre um dado domínio. Ela é feita em uma linguagem de modelagem que permite expressar (representar) conceitualizações. Desta forma, a especificação do modelo conceitual — denominada de **modelo conceitual** —, é um artefato concreto que permite aos atores envolvidos no processo de construção do modelo compreender o domínio, atingir consenso sobre o significado das entidades representadas e se comunicar.

Olivé (2007) denomina esquema conceitual um modelo conceitual escrito em uma linguagem de modelagem de esquemas. Para o autor, **modelagem conceitual é a atividade de elicitar e descrever o conhecimento geral necessário a um sistema de informação**. O autor ainda destaca que a modelagem conceitual é uma importante parte da engenharia de requisitos, a primeira e mais importante fase no desenvolvimento de um sistema de informação.

A passagem das conceitualizações e modelos abstratos para modelos concretos passa pela tarefa de aquisição de conhecimentos (KENDAL; CREEN, 2007), que fornece aos atores envolvidos conhecimentos necessários para a construção da especificação do modelo conceitual. A aquisição de conhecimentos sofre de um problema conhecido na comunidade de engenharia de conhecimento como **gargalo de aquisição de conhecimentos** (WAGNER, 2006) que diz respeito à dificuldade que os engenheiros de conhecimentos têm em capturar, compreender, estruturar, selecionar e representar o conhecimento sobre determinado domínio.

Existem métodos e técnicas que auxiliam os atores na aquisição de conhecimentos e também a construir a especificação do modelo conceitual do domínio. Em geral, a maioria destas técnicas e métodos é derivada da engenharia de conhecimentos e foram criadas para a construção de sistemas especialistas, como entrevistas, *brainstormings* e análise de protocolo (KENDAL; CREEN, 2007; STEFIK, 1995). Estes sistemas eram dedicados a aplicações

particulares nos quais as fontes de informação eram em menor quantidade ou estavam restritas aos especialistas no domínio. Hoje em dia, as fontes de informação apresentam maior quantidade de dados (WANG; VÖLKER; HAASE, 2006), como a *Web*, por exemplo, e o número de atores envolvidos (engenheiros de conhecimentos, especialistas no domínio e usuários) também pode ser maior (TEMPICH *et al.*, 2005). Em razão do tamanho e da natureza dinâmica e complexa dessas fontes de informação adquirir conhecimento sobre um domínio continua sendo uma tarefa custosa e demorada (WANG; VÖLKER; HAASE, 2006).

Recentemente a comunidade de aquisição de conhecimento tem voltado a atenção para a indução<sup>1</sup> automática de conhecimento dessas grandes fontes de informação (WONG; LIU; BENNAMOUN, 2012). Várias abordagens foram propostas para induzir conhecimento de domínio automaticamente de textos (CLARK *et al.*, 2012). Essas abordagens usam técnicas de recuperação de informação e/ou processamento de linguagem natural em textos não estruturados. Na maioria dos casos, os resultados dessas abordagens ainda precisam de inspeção e avaliação manual (CIMIANO, 2006; WANG; VÖLKER; HAASE, 2006) porque normalmente incluem conceitos e relações que não são relevantes para o domínio, resultando na perda de eficiência no processo de modelagem.

Sistemas de *Tagging* Colaborativo (STCs) são outro tipo de fonte de dados usados para indução de conhecimentos considerados “compartilhados” pelos seus usuários (por exemplo, vocabulário compartilhado, agrupamento de *tags* similares, taxonomia, ontologia) (JÄSCHKE; HOTHÖ; *et al.*, 2008; MIKA, 2007; SPECIA *et al.*, 2007). O conhecimento induzido dos dados do STC por meio de um algoritmo tem sido denominado de **folksonomia** na literatura – do inglês, “*folksonomy*”, combinação das palavras “*folk*” e “*taxonomy*” (WAL, 2007). Em contraste com o conhecimento induzido de textos, a estrutura da folksonomia é dada indiretamente pelos seus usuários quando eles usam as mesmas *tags* várias vezes para categorizar um recurso, enfatizando a coletividade dos dados.

STCs são aplicações ditas sociais que permitem aos seus usuários atribuírem etiquetas (*tags*) a recursos da *Web*. Um recurso pode ser etiquetado por vários usuários com quantas e quais *tags* eles acharem convenientes. O fato interessante é que, apesar de não existir um vocabulário controlado, depois de certo tempo as *tags* utilizadas pelos usuários para etiquetar um recurso tendem a se estabilizar (GOLDER; HUBERMAN, 2006; HALPIN; ROBU; SHEPERD, 2007; ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009). Ao associarem as mesmas *tags* aos

---

<sup>1</sup> Frequentemente o termo extração é empregado com o significado de aprendizado; neste trabalho, prefere-se o termo indução porque embute a noção da utilização de um algoritmo de aprendizado a partir de padrões e/ou repetições.

mesmos recursos, os usuários constroem um vocabulário compartilhado para um determinado conjunto de recursos que pode ser representativo em um domínio, como mencionado por vários autores (ANGELETOU *et al.*, 2007; HALPIN *et al.*, 2007; JÄSCHKE *et al.*, 2008; MIKA, 2007; ROBU *et al.*, 2009; H. WU, ZUBAIR, & MALY, 2006; X. WU, ZHANG, & YU, 2006 entre outros), e pode ser visto como uma forma simples de conceitualização compartilhada especificada na forma de uma lista de termos (*tags*, neste caso). Do ponto de vista da especificação de modelos conceituais, o conhecimento induzido dos STCs é interessante exatamente porque reflete essa “conceitualização compartilhada” que resulta da contribuição individual de cada usuário do sistema (GRUBER, 2007).

Apesar dos avanços na indução automática de conhecimento, um processo automático ainda não pode cumprir o objetivo de construir um modelo conceitual “completamente pronto para uso” dos *stakeholders* (engenheiros de conhecimento, usuários, engenheiros de software) sem o envolvimento deles. Assim, um processo automático de indução de conhecimento, quer a partir de texto ou de dados de um STC, não resolve totalmente o problema de aquisição de conhecimento e construção do modelo conceitual, mas pode reduzir o esforço necessário para esta tarefa (MAEDCHE; STAAB, 2001). Os *stakeholders* ainda devem aprender sobre o domínio para serem capazes de rever o modelo. No entanto, eles podem usar o conhecimento fornecido por algoritmos automáticos que induzem conhecimento para economizar tempo e esforço na escolha dos termos relevantes para o modelo conceitual, melhorando assim a eficiência do processo de modelagem.

## 1.1 Caracterização do Problema

O problema abordado diz respeito à eficiência na fase inicial do processo de modelagem conceitual. Por eficiência entende-se o tempo e o esforço necessários para construir o modelo conceitual de acordo com Gemino e Wand (GEMINO; WAND, 2003, 2004). A fase inicial de modelagem compreende as atividades de elicitação de termos e construção do mapa conceitual (forma de representação do domínio adotada neste trabalho).

A aquisição de conhecimento para a modelagem conceitual pode ser auxiliada por processos automáticos de indução de conhecimento de textos estruturados e não estruturados. Os termos oriundos desses processos necessitam da revisão dos *stakeholders*, mas ainda assim ajudam na escolha dos termos relevantes para o domínio na construção do modelo conceitual.

Ao se trabalhar com um corpus de documentos sobre um domínio, no processo automático de indução de conhecimento, cada documento é pré-processado (*tokenização*, retirada de *stop words*, lematização ou *stemming*, identificação de *n*-gramas, contagem de frequência, entre outros) para dele serem extraídos os termos relevantes para o domínio. Este pré-processamento pode ser extremamente custoso e produzir muitos termos irrelevantes que devem ser analisados pelos *stakeholders* a fim de decidir se farão parte do modelo conceitual.

Por outro lado, as folksonomias já possuem as *tags* que descrevem cada recurso, necessitando-se apenas extrair os termos relevantes para um determinado domínio. Além disso, os termos da folksonomia trazem o aspecto social e coletivo da comunidade de usuários do STC, que pode ser vista como uma conceitualização compartilhada do domínio, construída implicitamente pelos usuários que concordaram com uso de certos termos para descrever os recursos. Esta concordância pode levar a uma redução nas divergências quando os *stakeholders* escolhem termos que farão parte do modelo conceitual, reduzindo o esforço de seleção.

O número de divergências entre os *stakeholders* é tomado como uma medida de eficiência, considerando que quanto menos divergências, menos tempo e esforço são necessários para criar um modelo conceitual. Isso ocorre porque para resolver divergências e construir um entendimento compartilhado acerca dos termos, os *stakeholders* gastam tempo para discutir e negociar seus significados. Isto significa que a modelagem conceitual levaria mais tempo em um cenário onde há divergências do que em um cenário ideal sem divergências.

A ideia de que divergências causam atrasos já foi utilizada por outros autores na área de sistemas de informação, tais como Jensen e Bjørn (2012) em um estudo sobre como participantes de projetos globais de desenvolvimento de software podem ter diferentes interpretações dos termos utilizados em comunicações escritas e orais em razão de diferenças dos seus mundos sociais. Em resumo, os participantes podem compartilhar o termo, mas não o significado. Às vezes, os participantes compartilham apenas parcialmente o significado de um termo. Para construir um significado compartilhado, o termo deve ser reinterpretado pelos participantes, e isso leva tempo. Segundo esses autores, a convergência de termos e a divergência de significados é um fenômeno difícil de identificar, muitas vezes aparecendo em fases avançadas dos projetos de software quando os testes não produzem os resultados esperados. Portanto, observa-se que um menor número de divergências não significa necessariamente melhor qualidade do modelo conceitual. Ressalta-se que a avaliação da qualidade dos modelos conceituais está além do escopo deste trabalho.

## 1.2 Hipóteses

Este trabalho assume que as folksonomias são conceitualizações compartilhadas, como afirmam vários autores, e constrói a hipótese de que a utilização de folksonomias deve melhorar a eficiência da fase inicial de modelagem conceitual. Mais especificamente, este trabalho procura responder a seguinte questão: Os *stakeholders* que usam uma folksonomia (induzida dos dados de um STC) se deparam com menos divergências na elicitação de termos e ao especificar os termos utilizados nos modelos conceituais quando usa-se com *baseline* termos extraídos de textos baseado na frequência de uso?

Se a resposta for positiva, o conhecimento induzido do STC pode ajudar na modelagem conceitual de uma variedade de domínios, e a tarefa de elicitar termos e construir um modelo conceitual para o domínio seria idealmente reduzida à seleção de termos da folksonomia relacionados ao domínio, à inclusão manual de termos relevantes e à exclusão de termos irrelevantes, reduzindo assim o esforço requerido para modelagem.

## 1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é avaliar a influência das folksonomias na eficiência da fase inicial do processo de modelagem conceitual usando como *baseline* uma abordagem que utiliza termos extraídos de um corpus de documentos baseada na frequência dos termos.

Também é objetivo deste trabalho construir e utilizar um método para induzir folksonomias a partir dos dados do STC e de uma representação do domínio desejado, de forma que ela possa ser utilizada pelos *stakeholders* como uma conceitualização compartilhada/vocabulário terminológico, que auxilie construir modelos conceituais de forma mais eficiente.

## 1.4 Metodologia

Para obter as folksonomias dos dados de um STC, foram analisadas várias abordagens que procuram induzir algum tipo de conhecimento desse tipo de sistema. A partir dessa análise, propõe-se um método para induzir folksonomias do STC baseado no modelo tripartite de Mika (2007).

Para avaliar se a folksonomia melhora a eficiência do processo de modelagem conceitual, notadamente quando os *stakeholders* selecionam termos para serem usados na modelagem conceitual, foram feitos experimentos controlados em dois domínios de conhecimento: comidas (*food*) e viagens (*travel*). Grupos experimentais e de controle participaram de experimentos nos quais fizeram uso de termos extraídos de um STC e de páginas *Web* respectivamente. Para comparar os resultados foram usadas as seguintes medidas: i) o número de divergências geradas entre os *stakeholders* – considerando que quanto menos divergências, menos tempo e esforço são necessários para criar um modelo conceitual; ii) o reuso dos termos entre os diferentes artefatos do processo de modelagem – considerando que quanto maior o reuso dos termos, menos esforço é despendido procurando novos termos para incluir no modelo e menos discussões são feitas para descartar termos; e iii) a facilidade percebida de executar a tarefa de modelagem – considerando que o uso dos termos da folksonomia não deve criar dificuldade adicional para os participantes na tarefa de elicitare termos e criar o modelo inicial de domínio.

A avaliação dos experimentos de modelagem foi embasada no *framework* de Gemino e Wand (2004) de avaliação empírica de técnicas de modelagem conceitual. Ressalta-se que o foco da avaliação está no processo de criação do modelo conceitual, especificamente na elicitación de termos e criação do modelo, e o critério de comparação é a eficiência proporcionada pelo uso do conteúdo disponibilizado aos participantes (termos oriundos da folksonomia x termos oriundos das páginas *Web*). Assim, a comparação não está voltada para a linguagem de modelagem (os mapas conceituais) e nem para a qualidade do modelo conceitual, mas sim para a influência dos dados de entrada no processo de elicitare termos para compor modelo.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: O Capítulo 2 descreve os estudos e conceitos importantes como embasamento teórico para este trabalho. O Capítulo 3 descreve os métodos de indução de folksonomias, o método de experimentação e avaliação dos experimentos. O Capítulo 4 mostra os resultados dos experimentos. O Capítulo 5 descreve as conclusões, o Capítulo 6 as limitações e o Capítulo 7 os trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo tem por objetivo descrever os conceitos, fundamentos, definições e trabalhos da literatura que se relacionam com o trabalho proposto. A seção 2.1 discute os principais conceitos envolvidos neste trabalho em relação a modelos conceituais e conceitualizações. A seção 2.2 descreve a técnica de modelagem utilizada neste trabalho: os mapas conceituais. A seção 2.3 descreve a indução de conhecimento de textos. A seção 2.4 discute alguns estudos sobre avaliação em modelagem conceitual e descreve o framework utilizado para projetar os experimentos. A seção 2.5 descreve os STCs, as folksonomias, as abordagens que induzem conhecimento dessas estruturas e a abordagem escolhida para implementação neste trabalho.

### 2.1 Conceitualizações e Especificações de Modelos

Guizzardi (2005) adota o termo **conceitualização** para designar o conjunto de conceitos utilizados para articular abstrações do estado das coisas em um domínio. Gruber (1995) adota uma definição mais simples, na qual uma conceitualização é uma visão abstrata e simplificada do mundo que gostaríamos de representar por algum motivo. De acordo com estas duas definições, pode-se dizer que conceitualização é a forma que estruturamos mentalmente certo domínio ou problema. Tal estrutura mental contém as entidades, relações e propriedades que consideramos importantes para compreender o domínio ou problema. Guarino (1998) define o termo de forma mais sistemática: conceitualização é um conjunto de relações intencionais definidas que refletem o espaço do domínio<sup>2</sup>.

No contexto de sistemas de informação Olivé (2007) afirma que o conjunto de conceitos usados em um domínio particular constitui uma conceitualização daquele domínio. Para o autor, quando assumimos que um domínio consiste de objetos, relações e conceitos, estamos nos comprometendo com uma forma específica de enxergar os domínios (diferente, por exemplo da visão da Lógica Proposicional, a qual vê o mundo como uma coleção de fatos que podem ser verdadeiros ou falsos). Este comprometimento, que na área de ontologia é chamado de comprometimento ontológico, na área de Sistemas de Informação é chamado de

---

<sup>2</sup> O autor define “espaço do domínio” como uma estrutura  $\langle D, W \rangle$ , onde  $D$  é um domínio e  $W$  é um conjunto dos estados máximos das coisas daquele domínio (também chamado de mundos possíveis). Por exemplo,  $D$  pode ser um conjunto de blocos em uma mesa e  $W$  pode ser o conjunto de todos os possíveis arranjos espaciais desses blocos.

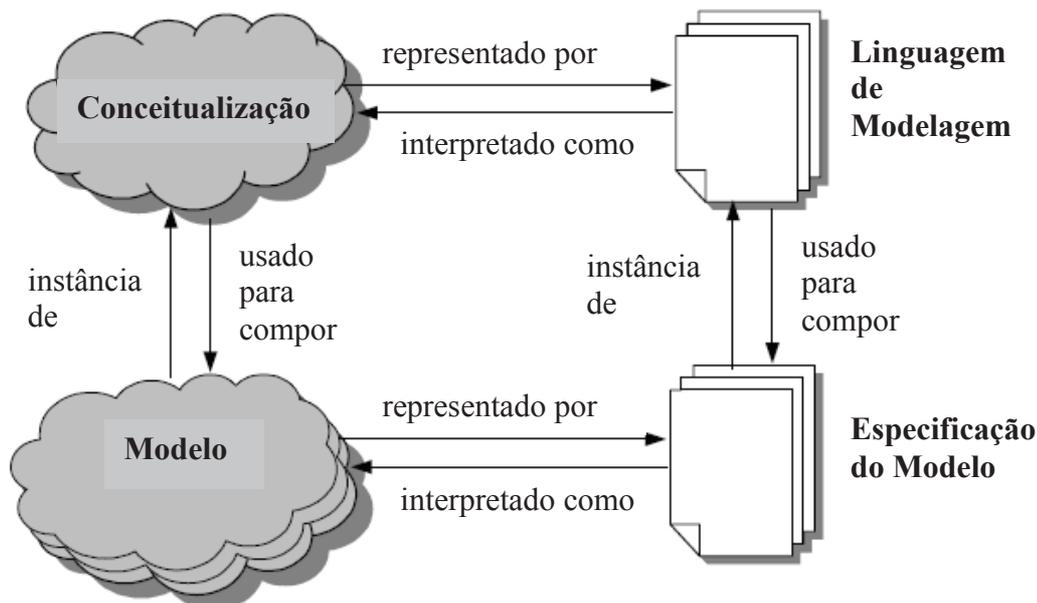
modelo conceitual. Neste ponto, a visão de Olivé sugere que primeiramente nos comprometemos com uma forma de ver o mundo, como conceitos, objetos e relações, e desta forma, podemos definir uma conceitualização como um conjunto de conceitos sobre determinado domínio.

Concordando com a definição de conceitualização dada por Guarino (1998), Guizzardi (2005) define **modelo** como uma abstração de uma porção da realidade articulada segundo uma conceitualização de um domínio. Ou seja, para Guizzardi, um modelo conceitual é uma instância de uma conceitualização, uma porção da realidade descrita de acordo com uma conceitualização. Desta forma, uma conceitualização pode ser vista como uma forma de determinar todos os modelos possíveis admissíveis em determinado domínio.

Por exemplo, uma conceitualização do domínio empresarial pode ser construída pelos conceitos “empresa, ramo de atividade, funcionário, função”, entre outros e por algumas relações intencionais, tais como: “funcionários trabalham para empresas que possuem ramo de atividade. Empresas são fornecedoras de produtos ou serviços a outras empresas. Funcionários exercem funções”. De acordo com esta conceitualização podem ser construídos vários modelos que representam fatos da realidade (relações extensionais), tais como: “a empresa AB possui o ramo de atividade serviço de limpeza. A empresa AB fornece serviços de limpeza à empresa BC. O funcionário José da Silva trabalha para a empresa AB e exerce a função de gerente. A empresa BC possui o ramo de atividade escritório contábil. O funcionário Antonio da Cruz trabalha para a empresa BC e exerce a função de contador.”

Guizzardi (ibid) reforça que tanto conceitualizações como modelos existem somente nas mentes das pessoas e para que o modelo conceitual seja documentado e analisado, é necessário um artefato que o representa denominado **de especificação do modelo conceitual**. A especificação do modelo conceitual é usada para dar suporte ao entendimento (aprendizagem), à resolução de problemas e à comunicação entre as partes interessadas sobre um dado domínio (GUIZZARDI, 2005; MOODY, 2005). Ela é feita em uma linguagem de modelagem que permite expressar (representar) conceitualizações. A relação entre conceitualização, modelo, linguagem de modelagem e especificação pode ser vista na Figura 1.

Desta forma, a especificação do modelo conceitual, é um **artefato concreto** que permite aos atores envolvidos no processo de construção do modelo compreender o domínio, atingir consenso sobre o significado das entidades representadas e se comunicar. Neste trabalho, foram adotadas as definições de Guizzardi (ibid) para os termos conceitualização, modelo conceitual e especificação do modelo conceitual.



**Figura 1 – Relacionamento entre conceitualização, modelo, linguagem de modelagem e especificação. Fonte: (GUIZZARDI, 2005).**

Olivé (ibid) não deixa claro se uma conceitualização é o que existe na mente das pessoas ou não, mas define que a especificação de uma conceitualização é algumas vezes chamada de ontologia de um domínio e que esta ontologia é uma visão concreta de um domínio particular. Olivé (ibid) completa afirmando que na área de sistemas de informação, ontologias são chamadas de esquemas conceituais e as linguagens nas quais elas são escritas são chamadas de linguagens de modelagem conceitual.

Existe alguma confusão na área de sistemas de informação entre a definição de **conceitualização** e a definição de **ontologia**, talvez pela definição de Gruber (1995) do termo ontologia como sendo uma especificação explícita de uma conceitualização. O mesmo autor explica que, no contexto de sistemas de informação, uma ontologia é um conjunto de termos representacionais e que, nessa ontologia, definições associam nomes de entidades (e.g. classes, relações e funções) no universo de discurso (o mundo a ser representado) com um texto em linguagem natural (descrevendo o que os nomes significam) e **axiomas formais** que restringem a interpretação e o uso desses termos. O autor destaca ainda que, formalmente, uma ontologia é uma declaração de uma **teoria lógica**. Guarino (1998) complementa esta ideia definindo o termo ontologia como um **artefato de engenharia**, constituído por um vocabulário específico usado para descrever certa realidade, mais um conjunto de suposições explícitas em relação a um significado pretendido de um vocabulário de palavras. O autor também afirma que este conjunto de suposições normalmente tem a forma de uma **teoria em lógica** de primeira ordem. A construção de ontologias está fora do escopo deste trabalho.

Uma conceitualização, por sua vez, não existe como artefato concreto de engenharia. Como já descrito, uma conceitualização é a forma que estruturamos certo domínio ou problema mentalmente, são as entidades, relações e propriedades que consideramos importantes e representam determinado domínio em nossa mente. Guarino (ibid) explica a distinção entre conceitualização e ontologia da seguinte forma: duas ontologias podem ser diferentes no vocabulário usado (linguagem), enquanto compartilham a mesma conceitualização. Desta forma, uma conceitualização é independente de linguagem, pois existe somente em nossas mentes, enquanto uma ontologia, como artefato de engenharia, necessita de uma linguagem para existir. A própria definição de ontologia de Olivé (ibid) sugere esta distinção.

Recorda-se que a ideia deste trabalho é reduzir o tempo e o esforço necessários para construir eliciações de termos e construir modelos conceituais. Este artefato, por sua vez, pode tanto dar suporte ao desenvolvimento de uma ontologia quanto de um sistema de informação. Um exemplo é o trabalho de Castro *et al.* (2006) que apresenta uma metodologia para o desenvolvimento de ontologias no domínio biológico e propõe o uso de mapas conceituais durante as fases de aquisição de conhecimento como uma transição viável entre especialistas de domínio e engenheiros de conhecimento.

De acordo com Kaliva *et al.* (2014), a modelagem conceitual de domínio consiste em três processos principais: i) a análise do domínio – se refere a coleta e modelagem do conhecimento do domínio; ii) o projeto do domínio – estabelece uma arquitetura comum para os sistemas no domínio. A análise do domínio tem como saída um modelo do domínio, ou seja, uma representação explícita dos conceitos mais importantes e estáveis, relacionamentos e comportamentos do domínio. Para os autores os artefatos resultantes de um modelo de domínio são: i) a definição do domínio; ii) o modelo conceitual descrevendo os conceitos do domínio (conceitos, relacionamentos, funções, eventos) e sua taxonomia; e iii) o vocabulário (léxico) do domínio.

Este estudo possui foco na **fase inicial** de modelagem conceitual, ou seja, na análise do domínio. Esta fase é composta pelas atividades de eliciação de termos e construção do modelo conceitual. A eliciação de termos produz um artefato que é um conjunto de termos significativos para o domínio. Esse artefato serve como entrada para a atividade de construção do modelo conceitual que é desenvolvido baseado nos termos da eliciação para definir os conceitos e relacionamentos do modelo.

## 2.2 Mapas Conceituais

Os modelos conceituais produzidos neste trabalho são representados por meio de **mapas conceituais**. Mapas conceituais são ferramentas gráficas para organizar e representar conhecimento e foram desenvolvidos para melhorar a aprendizagem significativa no ensino de ciências. Eles foram criados por Joseph D. Novak, nos anos 70 na Universidade de Cornell e estão baseados na psicologia de aprendizagem de David Ausubel (NOVAK; CAÑAS, 2008). São formas simples de representação de conhecimento que utilizam retângulos ou círculos para representar conceitos e setas rotuladas para representar o relacionamento entre dois conceitos. Dois conceitos ligados por um relacionamento formam uma proposição (unidades de significado) que afirma algo sobre o assunto tratado no mapa.

Algumas pesquisas evidenciam que o cérebro armazena conhecimento na memória declarativa com unidades parecidas com essas proposições (ANDERSON *et al.*, 2004) e, por isso, os mapas conceituais facilitam o entendimento e a aprendizagem efetiva de quem os utiliza como ferramenta.

Todo mapa conceitual deve ser desenvolvido com o objetivo de responder uma questão focal e cada tripla <conceito, relação, conceito> forma uma proposição sobre o domínio modelado e ajuda a responder a questão focal (NOVAK; CAÑAS, 2008). Por exemplo, o mapa conceitual da Figura 2 tem por objetivo responder à questão focal “O que é um carro?”, e pode ser descrito pelas seguintes proposições, onde os conceitos aparecem sublinhados:

Carro é um veículo.

Carro serve para deslocar coisas.

Carro serve para deslocar pessoas.

Carro é composto de motor.

Carro é composto de rodas.

Carro é composto de lataria.

Carro é composto de portas.

Carro é composto de volante.

Carro é composto de freio.

Carro é composto de acelerador.

Volante é um controle.

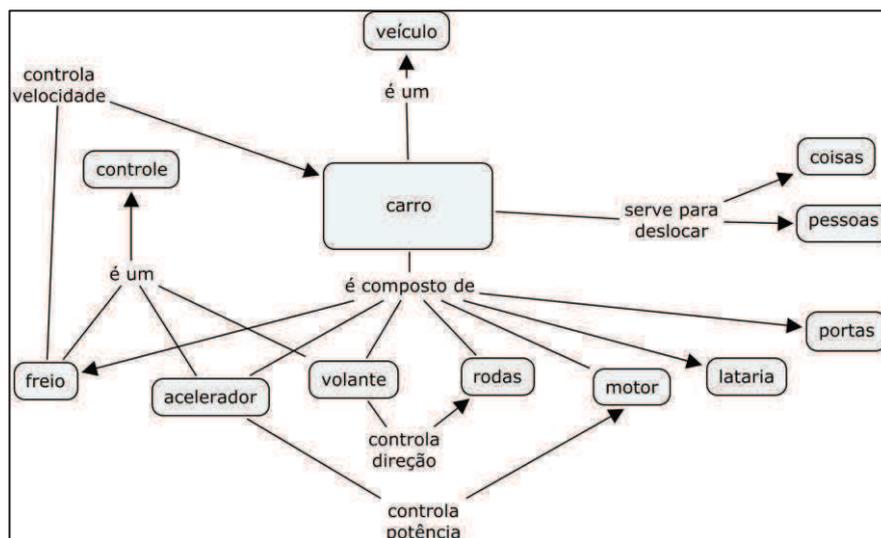
Acelerador é um controle.

Freio é um controle.

Volante controla direção rodas.

Freio controla velocidade carro.

Acelerador controla potência motor.



**Figura 2 – Um mapa conceitual para responder à questão focal "O que é um carro?".**

Novak e Cañas (2008) sugerem algumas etapas importantes para se construir um bom mapa conceitual:

- identificar o domínio sobre o qual o mapa será construído. Para praticantes iniciantes sugere-se que o domínio seja conhecido;
- elaborar uma questão focal que deverá ser respondida pelo mapa e também para determinar o escopo do mesmo;
- identificar os conceitos-chave que são importantes para o domínio e para responder à questão focal. Essa lista de conceitos é chamada de “estacionamento” por Novak e Cañas (ibid), e de “elicitação de termos” neste trabalho;
- estabelecer uma distribuição espacial hierárquica entre os conceitos mais gerais e mais específicos de forma que os mais gerais apareçam na parte de cima do mapa e os mais específicos na parte de baixo;
- elaborar um mapa conceitual preliminar, com relacionamentos entre os conceitos;
- refinar o mapa, identificando relacionamentos cruzados<sup>3</sup> entre os conceitos que formaram as proposições iniciais, inserindo ou retirando conceitos e reescrevendo os relacionamentos necessários.

Novak e Cañas destacam que é importante reconhecer que um mapa conceitual nunca está terminado, que é sempre necessário revisá-lo, e que bons mapas normalmente resultam de

<sup>3</sup> Relacionamentos cruzados são aqueles que acrescentam alguma informação ao mapa, muitas vezes sobre os conceitos que já formaram as proposições iniciais. Por exemplo, podemos fazer um mapa como o da Figura 2 descrevendo os componentes do carro e quais são os controles. A informação de que o freio controla a velocidade do carro, é uma informação complementar, identificada a posteriori, sobre os conceitos que já existiam no mapa.

três ou mais revisões. Em relação à disposição espacial dos elementos no mapa, observa-se que o usual é que ele seja lido de cima para baixo. Porém, às vezes, por questões de legibilidade não é possível escrever todos os relacionamentos nesse sentido. Nesse caso, o relacionamento deve ser direcionado por uma seta e a leitura deve ser feita no sentido da mesma.

Considerando que neste trabalho a ideia é que os modelos conceituais produzidos nos experimentos representem a conceitualização do domínio presente na mente de cada participante, então a linguagem utilizada para isso não pode ser um obstáculo. Considerando também a simplicidade e a utilização dos mapas conceituais para o entendimento e aprendizagem, eles foram utilizados neste trabalho para representar os modelos conceituais de domínio dos participantes dos experimentos.

### 2.3 Indução de Conhecimento de Textos

Existe na literatura uma variedade de abordagens que induzem conhecimento de domínio de texto, para muitas e diferentes razões. Possivelmente por causa dessa variedade, não existe um acordo sobre o artefato resultante da aplicação dessas abordagens e nem sobre como identificá-lo. Os artefatos resultantes são chamados de “mapas conceituais”, “grafos conceituais”, “redes semânticas”, “taxonomia” e “ontologia”, somente para citar alguns deles (CLARK *et al.*, 2012).

Muitas dessas abordagens usam técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) e de Recuperação de Informação (RI) para encontrar conceitos e relacionamentos no domínio. Como ponto de partida, técnicas de PLN usam relacionamentos gramaticais entre palavras, assim como coocorrências de substantivos e sintagmas nominais para construir redes semânticas, grafos conceituais, ou outro artefato para representar um domínio. Uma visão geral dessas abordagens pode ser encontrada em Widdows (2004). Os artefatos produzidos pelas abordagens de PLN podem ser usados em uma variedade de aplicações, assim como a modificação de *queries* no contexto de busca ou RI e a desambiguação de sentido das palavras.

Abordagens de RI tem o objetivo de ajudar o usuário a encontrar informação relevante no espaço de busca por meio de *queries* de busca. Elas usam técnicas de PLN que normalmente compreendem tokenização, remoção de *stop words*, *stemming* ou lematização, além da contagem de frequência de termos. Assim, para representar cada documento, abordagens de RI extraem um conjunto de termos e, usando técnicas como *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF–IDF) ou *Latent Semantic Indexing* (LSI), definem os termos

mais relevantes de um documento em relação à coleção inteira de documentos. Em geral, essas técnicas são mais voltadas à capturar um conjunto de termos relacionados por meio das ocorrências no texto do que distinguir os relacionamentos entre eles (CLARK *et al.*, 2012).

Abordagens que constroem ontologias de texto usam técnicas de PLN e RI (MAEDCHE; STAAB, 2000a, 2001), assim como outras bases de conhecimento como a WordNet. Na área de ontologias essas abordagens são chamadas de “aprendizagem de ontologias” (BUITELAAR; CIMIANO; MAGNINI, 2005a), embora o resultado de muitas delas seja uma estrutura informal ou uma ontologia “peso leve” (*lightweight ontology*) (MAEDCHE; STAAB, 2000b; WONG; LIU; BENNAMOUN, 2012). Existe um grande esforço da comunidade de ontologias em desenvolver técnicas efetivas para construir ontologias automaticamente (BUITELAAR; CIMIANO; MAGNINI, 2005b). Uma visão geral dessas abordagens pode ser encontrada em Wong *et al.* (2012).

Este trabalho usa técnicas básicas de PLN e RI como *tokenização*, remoção de *stop words*, lematização e contagem de palavras, para extrair um conjunto de termos que representa uma Página *Web*. O único relacionamento entre os termos no domínio é que eles coocorrem em uma mesma Página *Web*. O processo de extrair termos das páginas *Web* usado neste trabalho é descrito na Seção 3.3.

## 2.4 Avaliação da Modelagem Conceitual

Wilmont *et al.* (2013) destaca que a modelagem pode ser vista como uma tarefa de resolução de um problema mal estruturado. Para o autor, o estado inicial, os operadores permitidos, o caminho para a solução ótima e o estado objetivo não são claramente definidos. De fato, pode-se dizer que o estado inicial são as informações disponíveis e o conhecimento dos *stakeholders* sobre o domínio e também a experiência deles em modelagem, e que realmente, esses aspectos não são claramente definidos. Os operadores permitidos e o caminho para a solução ótima são a linguagem e o método de modelagem utilizados, que pode variar de acordo com o domínio e as habilidades dos *stakeholders*. O estado objetivo, por sua vez, é o modelo resultante do processo de modelagem, o artefato, a especificação do modelo conceitual presente na mente dos *stakeholders*. Dessa forma, o estado objetivo depende do domínio, do sistema que está sendo projetado, dos requisitos, do conhecimento e da experiência dos *stakeholders*. Moody (2005) afirma que não existem orientações geralmente aceitas para avaliar a qualidade dos modelos conceituais, ao mesmo tempo em que existe pouco acordo

entre os especialistas sobre o que torna um modelo “bom”. Para Gemino e Wand (2003, 2004), a comparação das técnicas de modelagem conceitual baseada somente nos modelos resultantes – o estado objetivo, é bastante limitada. Os autores citam também que sistemas projetados por diferentes indivíduos, usando a mesma técnica de modelagem podem produzir representações diferentes.

Gemino e Wand (2004) analisam 17 estudos que descrevem comparações empíricas de técnicas de modelagem e concluem que o número pequeno de estudos nesse sentido mostra que comparações conclusivas entre essas técnicas são difíceis de criar. Além disso, a variedade de procedimentos e instrumentos de comparação existentes dificulta a trabalho comparativo e conclusivo sobre o assunto. Por isso, os autores propõem um framework para avaliação empírica de técnicas de modelagem conceitual usada na engenharia de requisitos. O objetivo é classificar os trabalhos empíricos de comparação com respeito a dimensões que os pesquisadores possam escolher no projeto de seus experimentos e nas medidas relevantes dos resultados. O framework se baseia em duas principais dimensões: **os fatores que afetam** e os **fatores afetados** (resultados) das técnicas de modelagem conceitual.

Os fatores que afetam são aqueles que podem influenciar os resultados do processo de modelagem conceitual. Gemino e Wand (ibid) sugerem três principais pontos a serem analisados: 1) o conteúdo a ser entregue aos participantes: refere-se às informações entregues aos participantes para a execução da tarefa; 2) como o conteúdo é apresentado: refere-se a forma de apresentação do conteúdo aos participantes; 3) as características dos participantes. Também deve ser considerada a tarefa de modelagem, que pode ser de interpretação (leitura) ou criação (escrita) do modelo.

Os fatores afetados compreendem os resultados da tarefa de modelagem conceitual. São essas variáveis que serão comparadas empiricamente. São propostas duas categorias de variáveis afetadas: o foco da observação e o critério de comparação. O foco de observação pode estar no processo de usar a técnica de modelagem e/ou no produto resultante do uso dela. O critério de comparação pode ser a eficácia da técnica e/ou a eficiência com a qual a técnica pode ser usada. Gemino e Wand (ibid) ainda discutem como esses fatores e variáveis podem ser determinados ao projetar um estudo de comparação das técnicas.

É importante notar que a maioria dos estudos de comparação empírica das técnicas de modelagem citados por Gemino e Wand (ibid) comparam linguagens de modelagem diferentes (comparação entre gramáticas, conforme os autores), mantendo as regras de uso da linguagem constantes, assim como a forma de apresentação do conteúdo (AGARWAL; DE; SINHA, 1999; AGARWAL; SINHA; TANNIRU, 1996; BATRA; HOFFLER; BOSTROM, 1990;

BROSEY; SHNEIDERMAN, 1978; JARVENPAA; MACHESKY, 1989; KIM, JIMWOO; HAHN; HAHN, 2014; KIM, YOUNG-GUL; MARCH, 1995; NOSEK; AHRENS, 1986; RAMSEY; ATWOOD; VAN DOREN, 1983; VESSEY; CONGER, 1994; YADAV *et al.*, 1988). Apenas três estudos comparam a mesma linguagem com variações das regras de uso da linguagem, mantendo também a forma de apresentação constante (BODART *et al.*, 2001; BURTON-JONES; MESO, 2002; SIAU, 1996). Com exceção dos estudos feitos por Ramsey, Atwood e Van Doren (1983) no qual os participantes são especialistas e Kim, Young-Gul e March (1995) no qual os participantes são novatos e especialistas, em todos os outros estudos os participantes são novatos. Alguns tem como foco de observação apenas o produto da modelagem – o artefato – e usam como critério de comparação a eficácia da técnica (AGARWAL; DE; SINHA, 1999; AGARWAL; SINHA; TANNIRU, 1996; BROSEY; SHNEIDERMAN, 1978; KIM, YOUNG-GUL; MARCH, 1995; NOSEK; AHRENS, 1986; RAMSEY; ATWOOD; VAN DOREN, 1983), outros tem como foco de observação o produto e o processo de criar ou interpretar o modelo e usam como critério de comparação a eficiência da aplicação da técnica além da eficácia (BATRA; HOFFLER; BOSTROM, 1990; BODART *et al.*, 2001; BURTON-JONES; MESO, 2002; JARVENPAA; MACHESKY, 1989; SIAU, 1996; YADAV *et al.*, 1988). Vessey e Conger (1994) tem o processo de criação do modelo como foco e usa como critério de comparação a eficácia da técnica. Kim, Hahn e Hahn (2014) tem foco o processo de interpretação de vários diagramas e o critério de comparação está baseado tanto na eficiência da aplicação da técnica quanto na eficácia.

Situando o presente trabalho dentro do framework de Gemino e Wand (2004), este se classifica como uma avaliação do conteúdo disponibilizado aos participantes do experimento. A linguagem de modelagem, suas regras de uso, e a apresentação do conteúdo foram constantes. O foco foi o processo de criação do modelo e o critério de avaliação está baseado na eficiência da aplicação do **conteúdo disponibilizado** aos participantes, sendo este os termos oriundos da folksonomia ou os termos oriundos das páginas Web. Assim, a natureza da comparação não está voltada para a linguagem de modelagem (os mapas conceituais), mas sim para os dados de entrada.

## 2.5 Sistemas de Tagging Colaborativo, Folksonomias e a Indução de Conhecimento

Os Sistemas de Tagging Colaborativo (STC) são aplicações sociais na *Web*, nas quais os usuários associam termos (*tags*) de forma livre a recursos da própria *Web* (*URLs*, vídeos, músicas, entre outros). Esta associação de termos a um recurso na *Web* feita por um usuário é chamada de categorização ou etiquetagem (do inglês *tagging*). Um recurso pode ser categorizado por vários usuários com quantos e quais termos eles acharem convenientes para representar aquele recurso e posteriormente recuperá-lo. Desta forma, os dados de *tagging* possuem sempre três dimensões que podem ser exploradas: a dimensão das *tags*, a dimensão dos recursos e a dimensão dos usuários. Em alguns casos existe ainda uma quarta dimensão importante: o tempo em que a categorização foi realizada.

As ontologias construídas e mantidas por especialistas para organização do conhecimento são custosas e difíceis de manter (ECHARTE *et al.*, 2007), além de serem impraticáveis para organizar todo conhecimento produzido na *Web* de hoje. Por outro lado, os STCs permitem que os próprios usuários construam uma forma de organização de conhecimento por meio da categorização<sup>4</sup> de cada recurso, associando *tags* (categorias) a eles – um processo rápido e de baixo custo. O resultado das várias categorizações feitas pelos usuários dá origem à chamada folksonomia (“*folk*” + “*taxonomy*” – taxonomia feita pelo povo) (WAL, 2007).

Alguns autores tratam os termos folksonomia e dados do STC quase como sinônimos (DAMME; HEPP; SIORPAES, 2007; ECHARTE *et al.*, 2007; GRUBER, 2007; HOTHO *et al.*, 2006; JÄSCHKE; HOTHO; *et al.*, 2008; SCHMITZ, CHRISTOPH *et al.*, 2006; SHARIF, 2007; TRABELSI; JRAD; YAHIA, 2010). Outros autores não fazem questão de diferenciar os dois termos, mas concordam com a definição de folksonomia sugerida por Wander Wal (WAL, 2007) de uma “taxonomia construída pelo povo”, no sentido de que existe na folksonomia um tipo de estrutura categórica, pelo menos de certa forma: “nós estudamos a estrutura que emerge do *tagging* colaborativo” (ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009); “isto permite o surgimento de uma estrutura compartilhada e em evolução, a qual é algumas vezes chamada de folksonomia, isto é, uma *folk taxonomy*” (SPECIA; MOTTA, 2007).

---

<sup>4</sup> Existe um consenso na área de sistemas baseados em *tagging*, ou folksonomias, de não utilizar o termo “classificação” e sim o termo “categorização”, que sugere um esquema menos rígido de organização no qual um objeto pode pertencer a várias categorias.

Existem críticas em relação a estas definições advindas do fato de que, apesar de existir consenso implícito na coletividade das *tags*, não existe nos dados de *tagging* nenhum estrutura explícita (MATHES, 2004; SMITH, 2008). Por isso, alguns autores preferem evitar o termo folksonomia (GOLDER; HUBERMAN, 2006; TANASESCU; STREIBEL, 2007). Alguns autores deixam claro que os dados de todos os usuários do *tagging* colaborativo são muito valiosos, mas que eles são diferentes da folksonomia (STROHMAIER *et al.*, 2012). Para estes autores, a **folksonomia é uma estrutura induzida dos dados de *tagging* por um algoritmo de indução de folksonomias**.

Sendo assim, podemos definir formalmente **STC** e **folksonomia** da seguinte forma: um STC é uma quádrupla  $S = \{U, T, R, Y\}$ , na qual:  $U$ ,  $T$  e  $R$  são conjuntos finitos de **Usuários**, **Tags** e **Recursos** respectivamente e  $Y$  é uma relação ternária entre eles de forma que  $Y = \{y \mid y \subseteq U \times T \times R\}$ . Neste trabalho, uma Folksonomia é uma propriedade emergente de um STC que pode ser representada como um conjunto  $F = \{S, T', C, A\}$ , onde:  $S$  é um STC,  $T' \subseteq T$ , e  $C = \{(\{t_i, t_j\}, p) \mid t_i, t_j \in T' \text{ e } i \neq j, p \in \mathcal{R}^+\}$ , sendo  $p$  o peso do relacionamento gerado pelo algoritmo de indução  $A$ .

Esta definição será utilizada ao longo deste trabalho. O intuito é deixar claro que uma folksonomia é fruto da escala e da natureza coletiva dos dados dos STC, porém, é induzida destes dados por meio de um algoritmo que a torna explícita. A Figura 3 ilustra os conceitos de STC e folksonomia.

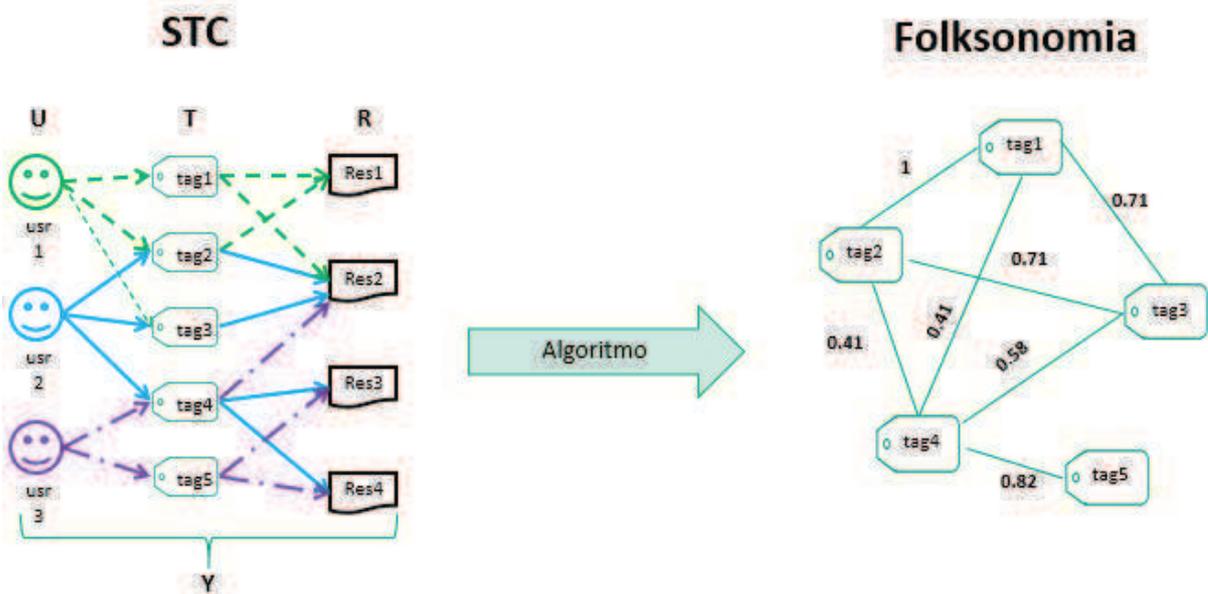


Figura 3 – Exemplo de STC e a folksonomia gerada por meio de um algoritmo, seguindo as definições deste trabalho.

Wander Wal (WAL, 2005) ainda faz distinção entre folksonomias largas e estreitas. Para o autor, nas folksonomias largas as pessoas produzem conteúdo que pode ser categorizado por qualquer usuário do sistema, enquanto nas folksonomias estreitas apenas o autor, ou um grupo de usuários por ele autorizados, pode categorizar o conteúdo. Um exemplo de folksonomia estreita é o sistema *Flickr*<sup>5</sup> e de folksonomia larga é o sistema *Delicious*<sup>6</sup>. O interesse deste trabalho está no conhecimento coletivo produzido nas folksonomias largas, por causa da interação entre os vários usuários do sistema que categorizam os mesmos recursos.

Entretanto, os dados deste tipo de sistema são bastante esparsos em relação aos domínios. Por exemplo, existem muitas *tags* relacionadas ao domínio de computadores no *Delicious* (MIKA, 2007). Em testes preliminares feitos pela autora desta tese, observou-se que os termos utilizados como *tags* neste domínio são bastante específicos, e que podem ser úteis para modelar o domínio em detalhes. Por outro lado, domínios menos explorados no sistema (com um número menor de usuários e, conseqüentemente, de conteúdo) possuem *tags* com significado muito geral ou possuem pouquíssimas *tags* como pode ser observado no Apêndice A – Folksonomias Geradas pelo Método de Indução.

Apesar da facilidade existente nos STCs no momento da categorização, recuperar um recurso nesse tipo de sistema pode ser um problema. Isto acontece principalmente pelo fato de que uma *tag* pode ser qualquer conjunto de caracteres, mesmo que este conjunto faça sentido somente para o usuário que a utilizou. Esta liberdade concedida aos usuários faz com que muitos deles associem aos recursos termos com erros gramaticais, polissêmicos (como, por exemplo, o termo “java” – que pode representar um tipo de café, uma ilha ou uma linguagem de programação), sinônimos (os termos “carro” e “veículo”) ou com grafias diferentes (como, por exemplo, os termos “redes-neurais”, “RN” e “redesNeurais”) ou extremamente particulares (como, por exemplo, o termo “*toread*” para determinar a leitura posterior de um recurso, ou o termo “*todo*” para determinar algo a fazer) (GOLDER; HUBERMAN, 2006). Isto dificulta a recuperação dos recursos categorizados no sistema. Por exemplo: termos polissêmicos trarão resultados sobre o termo em todos os seus significados, fazendo com que os usuários tenham que distinguir se ele foi usado em um sentido ou em outro; termos sinônimos podem fazer com que os usuários não encontrem todos os recursos de seu interesse, pois alguns deles podem ter sido categorizados com um termo sinônimo diferente. Para agravar o problema, fica difícil determinar a semântica de cada *tag* de forma automática usando somente os dados fornecidos pelo STC. Diferentemente de uma palavra que ocorre em um texto, que possui

---

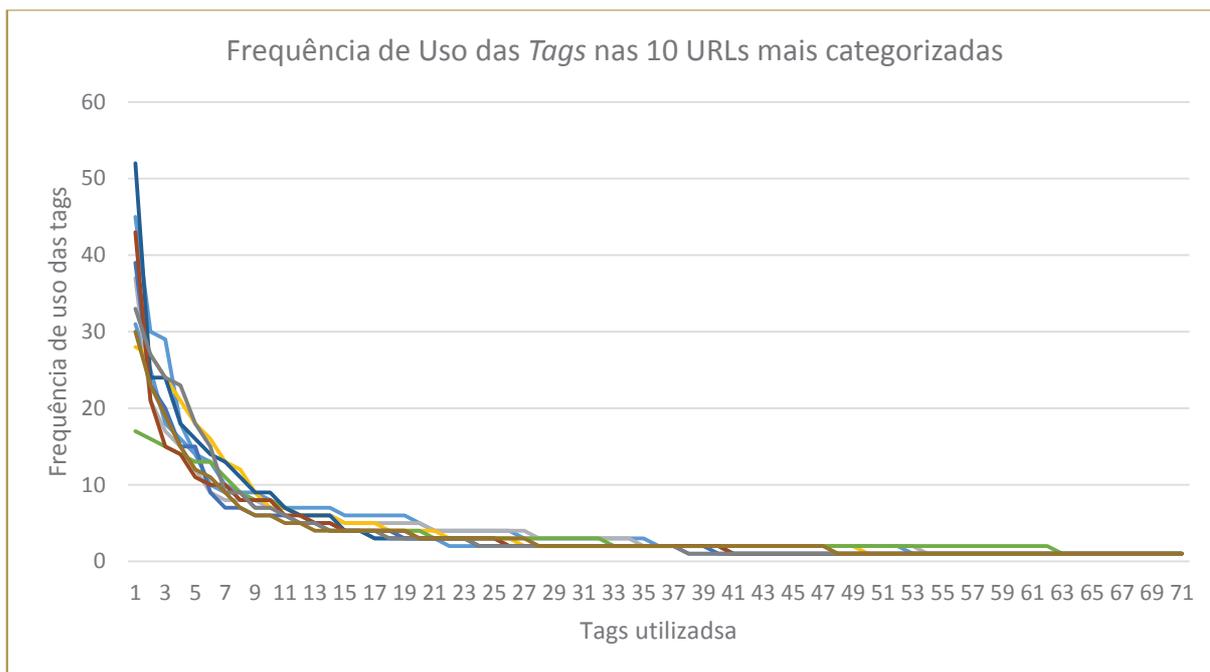
<sup>5</sup> [www.flickr.com/](http://www.flickr.com/)

<sup>6</sup> <https://delicious.com/>

relacionamentos gramaticais com outras palavras, a única relação entre duas *tags* é a de coocorrência — quando duas *tags* são utilizadas para categorizar o mesmo recurso.

O fato interessante é que, segundo alguns estudos (GOLDER; HUBERMAN, 2006; HALPIN; ROBU; SHEPERD, 2007; ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009), apesar de não existir nenhum vocabulário controlado, depois de certo tempo os termos utilizados pelos diversos usuários para representar um recurso tendem a se estabilizar. Segundo os autores isto ocorre quando um recurso foi categorizado cerca de cem vezes. Este fenômeno pode ser explicado parcialmente pelo processo de imitação, pois normalmente, os sistemas de *tagging* mostram no momento da categorização os termos que já foram utilizados por outros usuários para categorizar um recurso no sistema. Porém, segundo (GOLDER; HUBERMAN, 2006) a imitação não explica tudo, pois mesmo para as *tags* menos frequentes, que não são mostradas no momento da categorização, o padrão de estabilidade se repete. A frequência de uso das *tags* atribuídas a um recurso pelos diversos usuários do sistema forma uma curva que respeita a Lei de Potência (*power law*) (HALPIN; ROBU; SHEPERD, 2007) como pode ser visto na Figura 4 a seguir. Nessa curva, uma grande quantidade de *tags* é utilizada poucas vezes pelos usuários, formando uma cauda longa (*long tail*). Por outro lado, uma pequena quantidade de *tags* é utilizada muitas vezes pelos usuários, representando uma espécie de “concordância” dos usuários sobre as *tags* que representam aquele recurso.

Uma curva que respeita a lei de potência é uma curva logarítmica que decresce abruptamente perto de um limiar e mantém-se desta forma, constituindo uma cauda longa. Essa distribuição está relacionada ao Princípio de Pareto ou Lei de Pareto (NEWMAN, 2005), que diz que grande parte dos efeitos provém de uma pequena parcela das causas e que uma grande parte das causas acarreta uma pequena parcela dos efeitos. Este princípio está associado à regra dos 80-20, no qual 20% das causas acarretam 80% dos efeitos e 80% das causas acarretam 20% dos efeitos. A Figura 4 mostra a distribuição de frequência das 10 *tags* mais categorizadas na base de dados do Delicious utilizada neste trabalho. Vê-se claramente que as primeiras *tags* são as mais utilizadas pelos usuários e representam uma forma de “consenso” sobre quais *tags* representam o recurso.



**Figura 4 – Exemplo de distribuição da frequência de uso das tags para as 10 URLs mais utilizadas na base de dados do Delicious utilizada nos experimentos.**

Ao associarem as mesmas tags aos mesmos recursos os usuários constroem em sua coletividade uma espécie de “vocabulário compartilhado” para um determinado conjunto de recursos que pode representar um domínio. De fato, vários autores consideram o conhecimento que emerge desse tipo de sistema — a folksonomia — como uma forma de consenso, apesar de definirem isto de maneiras diferentes: “um tipo de vocabulário compartilhado sobre um domínio” (SPECIA *et al.*, 2007); “usuários com interesses similares tendem a ter um vocabulário compartilhado” (JÄSCHKE; HOTH; *et al.*, 2008)(WU, HARRIS; ZUBAIR; MALY, 2006); “uma forma de negociar o significado dos termos em uma comunicação implícita e assimétrica” (WU, XIAN; ZHANG; YU, 2006); “um esquema coletivo de classificação/organização” (SPECIA; MOTTA, 2007); “categorização baseada em tagging exhibe consenso emergente em nossos dados” (HALPIN; ROBU; SHEPERD, 2007); “representam um acordo coletivo de muitos indivíduos.” (PLANGPRASOPCHOK; LERMAN; GETOOR, 2010); “Nós vemos o surgimento de distribuições de leis de potências como o que pode ser visto como um consenso coletivo em torno da categorização da informação dirigida pelo comportamento de tagging” (ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009); Mika (MIKA, 2007) afirma também que existe “uma semântica implícita na escala destes sistemas”.

Por causa do interesse no conhecimento que surge da grande escala dos dados dos STCs e também por causa dos problemas citados no momento da recuperação da informação nesses sistemas, existem na literatura várias abordagens que procuram encontrar algum

relacionamento entre as *tags* do STC. Algumas destas abordagens têm como objetivo melhorar o próprio sistema de *tagging*, no momento da busca (BEGELMAN; KELLER; SMADJA, 2006; HEYMANN; GARCIA-MOLINA, 2006), por exemplo, ou no momento da categorização, sugerindo *tags* ou recursos (CANTADOR; KONSTAS; JOSE, 2011; JÄSCHKE; MARINHO; *et al.*, 2008; WU, HARRIS; ZUBAIR; MALY, 2006). Outras procuram induzir algum tipo de conhecimento que possa ser útil como uma representação de conhecimento sobre algum domínio (DAMME; HEPP; SIORPAES, 2007; JÄSCHKE; HOTHÖ; *et al.*, 2008; LIN; DAVIS; ZHOU, 2009; MIKA, 2007; PLANGPRASOPCHOK; LERMAN; GETOOR, 2010; ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009; SCHMITZ, CHRISTOPH *et al.*, 2006; SPECIA; MOTTA, 2007; WU, XIAN; ZHANG; YU, 2006). Algumas dessas abordagens e suas avaliações são descritas na próxima seção.

### 2.5.1 *Indução de Conhecimento dos STCs*

Existem inúmeras abordagens na literatura que utilizam dados de *tagging* para os mais diversos propósitos. Nesta seção são descritas algumas dessas abordagens que foram estudadas com o intuito de determinar qual delas poderia ser usada no método de indução de folksonomia proposto. Sem o intuito de fazer uma revisão sistemática sobre o tema, alguns critérios foram estabelecidos para determinar os trabalhos citados:

- a) foram considerados os trabalhos que descrevem algum tipo de abordagem que deriva estruturas ou relacionamentos entre *tags*, tornando explícito o conhecimento coletivo dos dados de *tagging*, o qual pode ser considerado como uma conceitualização compartilhada sobre um domínio;
- b) por volta do ano de 2006 houve um grande número de publicações a respeito dos sistemas baseados em *tagging* e folksonomia. Para esses trabalhos mais antigos foi estabelecido um critério de considerar aqueles que possuem mais de 100 citações (o *GoogleScholar*<sup>7</sup> foi utilizado para obter o número de citações);
- c) os trabalhos mais recentes (a partir de 2009), exatamente por serem recentes, possuem um número menor de citações. Sendo assim, foi estabelecido o critério de considerar os trabalhos que foram publicados em periódicos ou conferência classificados no Qualis da Capes de Ciência da Computação como A1. Para as

---

<sup>7</sup> <https://scholar.google.com.br/>

conferências foi utilizado o último Qualis Capes publicado para as conferências na área de Ciência da Computação em 2012.

Abordagem	Objetivo	Tipo de estrutura construída	Técnica utilizada	Parâmetros	Tipo de Avaliação
(MIKA, 2007) <i>Ontologies are us: A unified model of social networks and semantics</i>	Derivar ontologias das <i>tags</i> .	Grafos de <i>tags</i> relacionadas.	Transformações em grafos baseadas na teoria de redes.	Nº mínimo de recursos por <i>tag</i> , nº mínimo de <i>tags</i> por usuário, limiar de dicotomização, limiar para eliminação de arestas, parâmetros para obter <i>lambda-sets</i> .	Avalia Oac e Oci sobre <i>Web Semântica perguntando à comunidade</i> sobre a precisão/corretude das relações entre as <i>tags</i> .
(BEGELMAN; KELLER; SMADJA, 2006) <i>Automated Tag Clustering: Improving search and exploration in the tag space</i>	Agrupar <i>tags</i> semanticamente relacionadas para melhorar a experiência de busca no espaço de <i>tags</i> .	Grupos de <i>tags</i> relacionadas.	Técnicas de clusterização.	As informações necessárias são extraídas dos próprios dados de <i>tagging</i> . Em um dos experimentos, escolhe o nº de <i>clusters</i> manualmente.	Alguns <i>clusters</i> de <i>tags</i> são mostrados, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo, nem mesmo para a busca.
(WU, XIAN; ZHANG; YU, 2006) <i>Exploring social annotations for the semantic web</i>	Encontrar <i>bookmarks</i> semanticamente relacionados por meio da semântica que emerge das <i>tags</i> , recursos e usuários.	<i>Tags</i> , usuários e recursos são entidades representadas por vetores multi-dimensionais que formam um “espaço conceitual”.	Modelo semântico probabilístico, algoritmo <i>EM</i> .	Modelo probabilístico – nenhum parâmetro; busca – <i>query</i> de busca.	<b>Experimentos com usuários</b> para avaliar a qualidade dos recursos retornados na busca.
(SCHMITZ, PATRICK, 2006) <i>Inducing ontology from Flickr tags</i>	Derivar ontologias parciais de <i>tags</i> .	Árvores de <i>tags</i> de acordo com a relação de subsunção entre elas. A relação de subsunção pode representar relacionamentos de todo-parte, de tipo-de ou de hiponímia que não são identificados.	Modelo baseado em subsunção.	Nº mínimo de coocorrência, nº mínimo de documentos nos quais a <i>tag</i> ocorre, nº mínimo de usuários que usam a <i>tag</i> .	As árvores de subsunção resultantes são mostradas e a coerência delas é discutida pelos autores, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.

Abordagem	Objetivo	Tipo de estrutura construída	Técnica utilizada	Parâmetros	Tipo de Avaliação
(SPECIA; MOTTA, 2007) <i>Integrating Folksonomies with the Semantic Web</i>	Tornar explícita a semântica por trás do espaço de <i>tags</i> . Encontrar grupos de <i>tags</i> altamente relacionadas (e seus relacionamentos) que correspondem a elementos em ontologias já existentes.	Ontologias de <i>tags</i> , com relacionamentos taxonômicos e não-taxonômicos.	Métrica de similaridade Levenshtein para formar grupos de <i>tag</i> sintaticamente parecidas, clusterização e mapeamento das <i>tags</i> a conceitos de ontologias já existentes na <i>Web</i> .	Limpeza – N° mínimo de vezes em que a <i>tag</i> foi usada, escore mínimo (Levenshtein) para duas <i>tags</i> sejam parecidas; clusterização – n° mínimo de ocorrência entre pares de <i>tags</i> , porcentagem de variação permitida para <i>clusters</i> similares. O n° de <i>clusters</i> é determinado pelo algoritmo.	As ontologias resultantes dos <i>clusters</i> são mostradas e a coerência delas é discutida pelos autores, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.
(HEYMANN; GARCIA-MOLINA, 2006) <i>Collaborative Creation of Communal Hierarchical Taxonomies in Social Tagging Systems</i>	Criar hierarquias de <i>tags</i> para facilitar a navegação/exploração no espaço de <i>tags</i> .	Hierarquias de <i>tags</i> .	Métrica de similaridade cosseno. Medida de centralidade ( <i>closeness</i> ). Algoritmo próprio para criar hierarquias de <i>tags</i> .	N° mínimo de similaridade entre duas <i>tags</i> para existir uma aresta no grafo de similaridade.	Uma hierarquia resultante do algoritmo é mostrada, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.
(DAMME; HEPP; SIORPAES, 2007) <i>FolksOntology: An Integrated Approach for Turning Folksonomies into Ontologies</i>	Derivar ontologias de <i>tags</i> .	Pretende construir e manter ontologias de domínio com a ajuda dos recursos disponíveis e o envolvimento da comunidade. Não mostra a implementação e os resultados da abordagem.	Sugere uso de <i>stemming</i> para limpeza de <i>tags</i> e de recursos como <i>Leo Dictionary</i> , <i>WordNet</i> <sup>8</sup> , <i>Wikipedia</i> , <i>Google</i> ; uso de análises estatísticas dos dados em um e entre sistemas; mapeamento das <i>tags</i> em ontologias existentes; técnicas de mapeamento e <i>matching</i> ; confirmação da comunidade.	Parâmetros seriam definidos na implementação da abordagem.	Não há.
(SCHMITZ, CHRISTOPH et al., 2006) <i>Mining Association Rules in Folksonomies</i>	Descobrir conhecimento implícito nos dados de <i>tagging</i> , na forma de regras de associação.	Regras de associação.	Técnicas de <i>KDD</i> (regras de associação), projeção para duas dimensões do modelo tripartite.	Limiares de suporte e confiança das regras.	Algumas associações entre <i>tags</i> são mostradas, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.

<sup>8</sup> <http://wordnet.princeton.edu/>

Abordagem	Objetivo	Tipo de estrutura construída	Técnica utilizada	Parâmetros	Tipo de Avaliação
(WU, HARRIS; ZUBAIR; MALY, 2006) <i>Harvesting social knowledge from folksonomies</i>	Identificar comunidades, recomendar usuários e documentos, e gerar taxonomias.	Comunidades, recomendação de usuários e documentos, hierarquia de documentos.	Geração de comunidades – método <i>Spectral</i> para identificação de comunidades; recomendação de usuários e <i>tags</i> – algoritmos <i>HITS</i> para identificação de <i>hubs</i> e autoridades; hierarquia de documentos – clusterização hierárquica.	Não descreve.	<b>Experimentos com usuários foram realizados</b> para avaliar as hierarquias de documentos geradas e também a recomendação de usuários e documentos. Os autores afirmam que as duas abordagens se mostraram efetivas, mas não mostram os resultados.
(JÄSCHKE; HOTH0; <i>et al.</i> , 2008) <i>Discovering shared conceptualizations in folksonomies</i>	Descobrir conceitualizações compartilhadas implícitas nas folksonomias.	<i>Tri-concepts</i> – conjuntos de usuários que associaram o mesmo conjunto de <i>tags</i> para um mesmo conjunto de recursos.	<i>FCA – Formal Concept Analysis. Triadic Concept Analysis.</i>	Valores de suporte mínimo para os conjuntos frequentes de usuários, <i>tags</i> e recursos.	Alguns tri-conceitos frequentes foram derivados do <i>Delicious</i> <sup>®</sup> e <i>Bibsonomy</i> , e se mostram coerentes, mas não houve <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.
(ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009) <i>Emergence of consensus and shared vocabularies in collaborative tagging systems</i>	Estudar a dinâmica dos sistemas de <i>tagging</i> e como esquemas de categorização coerentes surgem dele. Obter um grafo de <i>tags</i> correlacionadas.	Grafos de <i>tags</i> relacionadas. Grupos de <i>tags</i> relacionadas chamados de vocabulários.	Divergência de Kullback-Leibler para determinar a estabilidade da distribuição das <i>tags</i> . Similaridade cosseno para construir grafos de <i>tags</i> e algoritmo de detecção de comunidades para construir vocabulários de <i>tags</i> .	Critério de parada do algoritmo de clusterização.	Alguns <i>clusters</i> de <i>tags</i> (vocabulários) são mostrados, mas não existe <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.
(LIN; DAVIS; ZHOU, 2009) <i>An Integrated Approach to Extracting Ontological Structures from Folksonomies</i>	Extrair estruturas ontológicas das folksonomias por meio de uma abordagem integrada de mineração de regras de associação com baixo suporte e da <i>WordNet</i> .	Taxonomia de <i>tags</i> (ontologia leve), regras de associação entre <i>tags</i> .	Regras de associação, medida de similaridade cosseno.	Suporte mínimo, confiança, valor mínimo da similaridade cosseno para as regras de associação.	Algumas hierarquias de <i>tags</i> foram derivadas do <i>Flickr</i> <sup>®</sup> e <i>CiteULike</i> , e se mostram coerentes, mas não houve <b>nenhuma avaliação</b> realizada por membros externos ao estudo.

Abordagem	Objetivo	Tipo de estrutura construída	Técnica utilizada	Parâmetros	Tipo de Avaliação
(CANTADOR; KONSTAS; JOSE, 2011) <i>Categorising social tags to improve folksonomy-based recommendations</i>	Categorizar <i>tags</i> automaticamente baseando-se na intenção do usuário. O objetivo é utilizar <i>tags</i> de determinada categoria para recomendação.	Grafos de relacionamentos entre usuários, <i>tags</i> e recursos.	As <i>tags</i> são categorizadas com base na ontologia <i>YAGO</i> <sup>9</sup> e em técnicas de <i>part-of-speech</i> . São construídos grafos baseados nas coocorrências com as <i>tags</i> categorizadas e com todas as <i>tags</i> . As recomendações são feitas com base no algoritmo baseado em grafos <i>Random Walks with Restarts</i> .	Entrada do algoritmo de recomendação: um nó do grafo.	Um <b>experimento foi realizado</b> com 30 participantes que avaliaram 3915 associações de <i>tags</i> a fotos do <i>Flickr</i> <sup>®</sup> . Os autores concluem que as <i>tags</i> categorizadas como de conteúdo e de contexto ao invés de <i>tags</i> subjetivas e organizacionais melhoram o desempenho do sistema de recomendação.
(PLANGPRASOPCHOK; LERMAN; GETOOR, 2010) <i>Growing a Tree in the Forest: Constructing Folksonomies by Integrating Structured Metadata</i>	Organizar o espaço de <i>tags</i> social agregando hierarquias pessoais (conjuntos e coleções no <i>Flickr</i> <sup>®</sup> , <i>bundles</i> no <i>Delicious</i> <sup>®</sup> ) em uma taxonomia comum.	Taxonomias de <i>tags</i> .	Clusterização relacional que utiliza medidas de similaridade local e estrutural sobre conjuntos e coleções do <i>Flickr</i> <sup>®</sup> .	Nº de <i>tags</i> mais frequentes, nº de <i>tags</i> comuns para a similaridade, os pesos das combinações das medidas de similaridade estrutural e local para calcular a similaridade raiz-para-raiz e folha-para-raiz, o peso da combinação do nome e da similaridade da <i>tag</i> e o limiar de similaridade.	São feitos <b>três tipos de avaliação</b> : i) automaticamente comparando a taxonomia gerada à taxonomia do <i>Open Directory Project</i> ; ii) uma avaliação estrutural balanceando profundidade e largura e iii) uma avaliação manual feita por 3 participantes para julgarem os caminhos das taxonomias que não foram comparadas em (i).
(ALVES; SANTANCHÈ, 2013) <i>Folksonomized ontology and the 3E steps technique to support ontology evolution</i>	Propõe uma técnica para construir “ontologias folksonomizadas” que podem apoiar a revisão e melhoria da ontologia base.	Ontologias folksonomizadas de <i>tags</i> .	Processamento das <i>tags</i> , medidas de similaridade, mapeamentos para <i>WordNet</i> .	Nº mínimo de coocorrência entre as <i>tags</i> , nº mínimo de <i>tags</i> de cada conjunto de <i>tags</i> mapeadas para <i>synsets</i> .	A ontologia de <i>tags</i> é utilizada para sugerir melhorias na ontologia base, mas <b>não foram feitos experimentos com usuários</b> .

<sup>9</sup> <http://www.mpi-inf.mpg.de/yago-naga/yago/>

Abordagem	Objetivo	Tipo de estrutura construída	Técnica utilizada	Parâmetros	Tipo de Avaliação
(CHEN <i>et al.</i> , 2010) <i>Generating ontologies with basic level concepts from folksonomies</i>	Construir ontologias mais próximas do conhecimento humano (com conceitos de nível básico).	Ontologias de <i>tags</i> de nível básico (rasas).	Métricas para categorias de nível básico.	Não há.	As ontologias geradas são comparadas ao <i>Open Directory Project</i> (ODP) como padrão ouro, mas <b>não são foram realizados experimentos</b> com usuários.
(MARKINES <i>et al.</i> , 2009) <i>Evaluating Similarity Measures for Emergent Semantics of Social Tagging</i>	Comparar várias medidas de similaridade e métodos de agregação baseadas em folksonomias para detectar <i>tags</i> e recursos semanticamente similares.	Com base nas medidas pode-se derivar grupos de <i>tags</i> e recursos relacionados.	Métodos de agregação por projeção, distribucional, macro-agregação e colaborativo e medidas de similaridade por <i>matching</i> , <i>overlap</i> , <i>Jaccard</i> , <i>Dice</i> , cosseno e informação mútua.	Não descreve.	As medidas de similaridade entre <i>tags</i> são avaliadas tomando como base a <i>WordNet</i> e a medida de distância <i>Jiang-Conrad</i> , que segundo os autores foi validada experimentalmente.
(CATTUTO <i>et al.</i> , 2008) <i>Semantic Grounding of Tag Relatedness in Social Bookmarking Systems</i>	Comparar várias medidas de similaridade baseadas em folksonomias para detectar <i>tags</i> semanticamente similares.	Com base nas medidas pode-se derivar grupos de <i>tags</i> relacionadas.	Medidas de similaridade por coocorrência, distribucionais (similaridade pelo contexto da <i>tag</i> , similaridade pelo contexto do recurso e similaridade pelo contexto do usuário) e <i>Folkrank</i> .	Foram computadas as <i>tags</i> mais relacionadas de acordo com as medidas para as 10 mil <i>tags</i> mais frequentes do <i>Delicious</i> <sup>®</sup> .	As medidas de similaridade entre <i>tags</i> são avaliadas tomando como base a <i>WordNet</i> e a medida de distância <i>Jiang-Conrad</i> , que segundo os autores foi validada experimentalmente.
(KÖRNER <i>et al.</i> , 2010) <i>Stop Thinking, Start Tagging: Tag Semantics Emerge from Collaborative Verbosity</i>	Comparar várias medidas que permitem uma diferenciação pragmática de usuários de <i>tagging</i> pelo seu grau de contribuição para o surgimento de estruturas semânticas no <i>tagging</i> .	Constrói sub-bases de <i>tagging</i> derivadas de uma base do <i>Delicious</i> <sup>®</sup> , diferenciadas de acordo com algumas medidas que classificam usuários como categorizadores e descritores.	Com base em medidas como tamanho do vocabulário, taxa de <i>tag</i> /recurso, média de <i>tags</i> por post, taxa de <i>tags</i> órfãs, as sub-bases de dados são compostas. A avaliação semântica das <i>tags</i> derivadas das sub-bases são feitas com base na medida de <i>Jiang-Conrad</i> (JCN), que segundo os autores foi validada experimentalmente.	Foram utilizadas as 10 mil <i>tags</i> mais frequentes da base de dados e os usuários e recursos associados a alguma destas <i>tags</i> .	A similaridade entre os pares de <i>tags</i> derivados da sub-bases compostas pelas medidas são comparadas usando a medida <i>JCN</i> , baseada na <i>WordNet</i> . <b>Não foram feitos testes com usuários</b> , somente com outras bases de dados ( <i>Bibsonomy</i> ), comprovando os resultados.

Quadro 1 – Abordagens que induzem conhecimento dos STCs.

Na Quadro 1 são descritos os objetivos, tipo de estrutura construída, técnicas utilizadas, parâmetros utilizados e avaliações realizadas na estrutura derivada de cada uma dessas abordagens.

Os **objetivos** das abordagens variam desde agrupar *tags* semanticamente relacionadas para melhorar a experiência de busca no espaço de *tags*, descobrir conhecimento implícito nos dados de *tagging* na forma de regras de associação, criar hierarquias de *tags* para facilitar a navegação/exploração no espaço de *tags*, obter grafos de *tags* correlacionadas, até tornar explícita a semântica por trás do espaço de *tags* (e seus relacionamentos) que correspondem a elementos em ontologias já existentes e derivar ontologias das *tags*. As estruturas de conhecimento derivadas das abordagens citadas são avaliadas, em sua maioria, pelos próprios autores em discussões sobre o quanto elas “fazem sentido” para o propósito para o qual elas foram criadas sendo que apenas algumas delas realizam avaliações com usuários. Este trabalho tem o diferencial de buscar evidências de que o conhecimento induzido do STC, na forma de um conjunto de termos relacionados a um domínio, pode tornar o processo de modelagem conceitual mais eficiente, ao reduzir o número de divergências geradas entre os atores em relação aos termos usados para compor o modelo.

Entre os **tipos de estrutura construída** nas abordagens, ou seja, como a folksonomia derivada das *tags* é representada, este trabalho faz a seguinte classificação:

- a) grupos de *tags*: são utilizados para representar grupos de *tags* que possuem forte relacionamento entre elas. Normalmente utiliza-se uma medida de similaridade baseada em coocorrência para determinar se uma *tag* faz ou não parte do grupo;
- b) regras de associação: são regras do tipo ‘usuários que utilizam a *tag* A para um recurso, também utilizam a *tag* B para o mesmo recurso’ ou ‘usuários que associam *tags* a um recurso A também utilizam estas *tags* para um recurso B’. Basicamente estas associações são úteis para recomendar *tags* e recursos aos usuários do sistema, mas também podem ser utilizadas para determinar relações entre *tags*. Com base na primeira regra, por exemplo, pode-se derivar relações taxonômicas entre *tags*

- c) árvores/taxonomias de *tags*: são tipicamente utilizadas para representar relações de subsunção entre as *tags*. A relação de subsunção pode representar relacionamentos de todo-parte, de tipo-de ou de hiponímia;
- d) grafos de *tags*: são estruturas nas quais tipicamente os nós representam *tags* e as arestas relações entre as mesmas que podem ser ponderadas ou não. Os pesos das arestas normalmente são baseados na frequência de coocorrência;
- e) ontologias de *tags*: considera-se ontologias de *tags*, estruturas que possuem relacionamentos taxonômicos e não-taxonômicos entre as *tags*;
- f) vetores multi-dimensionais: são vetores que representam *tags*, usuários e recursos pela combinação das outras duas dimensões. Em algumas abordagens os valores destes vetores são obtidos de modelos semânticos probabilísticos derivados dos dados de *tagging*;
- g) *tri-concepts*: são triplas  $\langle u, r, t \rangle$  que representam conjuntos de usuários que associaram o mesmo conjunto de *tags* para um mesmo conjunto de recursos.

Algumas das abordagens que denominam a estrutura derivada dos dados de *tagging* de ‘ontologia’ na verdade derivam grafos de *tags* relacionadas, sem rotular os relacionamentos entre elas, ou derivam ontologias leves na forma de hierarquias ou taxonomias, ou ainda rotulam os relacionamentos entre as *tags* ancorando-se em outras fontes de informação, como a *WordNet* por exemplo. Este trabalho busca derivar uma estrutura de relacionamento entre *tags* na forma de um grafo de *tags*, do qual pode-se derivar um conjunto de *tags* que descreve determinado domínio. De qualquer forma, as abordagens que derivam estruturas mais complexas de conhecimento foram úteis para determinar as vantagens, desvantagens e limitações na utilização dos STCs para derivar essas estruturas.

As **técnicas** utilizadas para derivar estas estruturas variam desde medidas de similaridade e técnicas de clusterização para derivar grupos de *tags* relacionadas; passando por regras de associação, técnicas de *KDD* (do inglês *Knowledge Discovery in Data Bases*) e modelos de subsunção para derivar taxonomias de *tags*, transformações e análise de redes para derivar grafos de *tags* relacionadas e comunidades de usuários; até *Formal Concept Analysis (FCA)* para derivar os *tri-concepts* e um modelo semântico probabilístico baseado no algoritmo *Expectation Maximization (EM)* para representar *tags*, recursos e usuários como vetores multidimensionais. Os **parâmetros** utilizados variam de acordo com cada

técnica e são úteis na decisão de uma possível implementação, já que alguns deles devem ser testados e calibrados. Neste trabalho, inicialmente pretende-se adotar uma técnica com poucos parâmetros para derivar o grafo de *tags* pretendido (a folksonomia).

É importante mencionar que, apesar de parecerem técnicas de derivação totalmente diferentes, algumas delas se resumem ao mesmo princípio. É o caso das transformações de rede usadas na abordagem de Mika (2007) e o a técnica de similaridade entre *tags* usada na abordagem de Robu, Halpin e Sheperd (2009) para derivar um grafo de *tags*. Analisando as duas técnicas, os dados utilizados e os cálculos realizados são muito similares, e derivam grafos também similares.

Além disso, o ponto de partida de praticamente todas as abordagens que induzem relacionamentos entre *tags* dos dados de STC é a **relação de coocorrência**. Apesar da definição de coocorrência variar entre elas. Algumas abordagens consideram que uma *tag* coocorre com outra quando as duas aparecem juntas em uma mesma categorização, ou seja, quando um usuário do sistema categoriza um recurso com mais de uma *tag*, estas *tags* coocorrem. Outras abordagens utilizam o conceito como resultado da projeção de uma das dimensões do *tagging*. Neste caso diz-se que duas *tags* coocorrem quando elas foram utilizadas por um usuário, mesmo que para categorizar recursos diferentes; ou quando elas foram utilizadas para categorizar um recurso, mesmo que por usuários diferentes. De qualquer forma, essa última definição de coocorrência é utilizada na maioria das abordagens e, também, neste trabalho (BEGELMAN; KELLER; SMADJA, 2006; CANTADOR; KONSTAS; JOSE, 2011; CHEN *et al.*, 2010; LIN; DAVIS; ZHOU, 2009; MIKA, 2007; ROBU; HALPIN; SHEPERD, 2009; SCHMITZ, CHRISTOPH *et al.*, 2006; SCHMITZ, PATRICK, 2006; SPECIA; MOTTA, 2007; WU, XIAN; ZHANG; YU, 2006).

Sendo assim, apesar das técnicas aparentemente diferentes, por partir do mesmo princípio (a coocorrência), essas abordagens tendem a produzir resultados semelhantes para um mesmo STC. *Tags* que possuem forte relacionamento em uma abordagem provavelmente apresentam forte relacionamento em outra abordagem, já que partem do mesmo princípio de coocorrência entre *tags*. É muito provável que, mesmo induzindo-se relacionamentos entre *tags* de formas diferentes, os conjuntos resultantes de *tags* relacionadas a um mesmo domínio de interesse possuam uma grande intersecção.

Algumas abordagens vão além e tentam descobrir o significado dos relacionamentos entre *tags*. Porém, não é possível saber qual é o significado desses relacionamentos somente com dados dos STCs e relações de coocorrência. Para isso, é necessário consultar uma base de dados léxica (e.g. WordNet ou YAGO) ou ontologias já existentes, como nas abordagens de Specia e Motta (2007), Alves e Santanchè (2013), Cantador et al. (2011), Lin et al. (2009) e Damme et al. (2007). De qualquer forma, como o objetivo deste trabalho é avaliar se o conhecimento induzido do STC pode influenciar a eficiência do processo de modelagem, o uso de uma fonte externa de informação poderia introduzir algum viés a este conhecimento, não refletindo o significado que os usuários pretendiam para esses relacionamentos.

Concluindo, este trabalho pretende utilizar uma abordagem que tem por objetivo derivar um grafo de tags (uma folksonomia), utilizando para isso apenas os dados do STC e as relações de coocorrência neles incluídas. Além disso, a técnica utilizada deve ser de fácil entendimento e implementação, e utilizar poucos parâmetros. Com base nessas características, foi selecionada a abordagem de Mika (2007) para gerar a folksonomia, na forma de um grafo de tags, do qual foram extraídos os termos que foram avaliados nos experimentos. A próxima seção explica como funciona esta abordagem.

### 2.5.2 *A Abordagem de Mika*

A abordagem de Mika (2007) foi selecionada para produzir as folksonomias, das quais foram extraídos os termos que foram avaliados nos experimentos deste trabalho. A utilização da abordagem de Mika justifica-se por alguns fatores:

- a) É relativamente fácil de compreender e implementar, os dados são modelados como hipergrafos e sofrem transformações consolidadas da área de análise de redes;
- b) Usa apenas três parâmetros: o número mínimo de *tags* que um usuário deve ter em seu conjunto pessoal de *tags*, para que o usuário faça parte do conjunto de usuários relevantes para a abordagem; o número mínimo de recursos que devem ser categorizados com a mesma *tag*, para que a *tag* faça parte das *tags* relevantes para a abordagem; e o limiar de dicotomização;

- c) Todo conhecimento produzido provém exclusivamente dos dados do STC, não incluindo o viés de utilizar uma fonte de dados externa como, por exemplo, a WordNet, utilizada por algumas abordagens.

A abordagem de Mika (2007) constrói três grafos bipartite (chamados grafos *2-mode*) a partir de uma base de dados do Delicious®. Um grafo com as associações entre atores (usuários) e conceitos (*tags*), chamado de grafo AC; um grafo com as associações entre conceitos (*tags*) e instâncias (recursos), chamado de grafo CI; e um grafo com as associações entre atores (usuários) e instâncias (recursos), chamado de grafo AI. Como o objetivo da abordagem era obter ontologias de conceitos, o grafo AI não foi utilizado.

Para construir os dois grafos apresentados em Mika (2007), o autor utilizou uma base de dados coletada do sistema Delicious® com aproximadamente 51 mil anotações, mais de 30 mil *URLs*, mais de 10 mil usuários e mais de 29 mil *tags*. Para diminuir o tamanho dos grafos construídos sem perder muita informação, o autor utilizou dados de usuários que possuíam cinco ou mais *tags* em seu conjunto de *tags* pessoal e *tags* que foram utilizadas para categorizar 10 ou mais recursos. Com base nesses parâmetros são construídos os dois grafos (AC e CI) da seguinte forma:

- a) Constrói-se os dois grafos bipartite (com dois tipos de nós, também chamado *2-mode network*): um conectando *tags* a recursos (CI) e um conectando usuários a recursos (AC). No caso de CI, cada aresta recebe um peso relacionado ao número de vezes que a *tag*  $T_i$  foi usada para categorizar o recurso em  $R_j$ , ou seja, o peso de uma aresta corresponde à ocorrência da *tag* na categorização de um mesmo recurso (independente do usuário que fez a categorização). No caso de AC, cada aresta recebe um peso relacionado ao número de vezes que o usuário  $U_i$  utilizou a *tag*  $T_j$ , ou seja, o peso de uma aresta corresponde à ocorrência da *tag* nas categorizações de um mesmo usuário (independentemente do recurso categorizado). A Figura 5 (a) mostra um exemplo de como o grafo bipartite CI pode ser representado por meio de uma matriz. Na primeira linha, a *tag*  $T_1$  foi utilizada 1 vez para categorizar o recurso  $R_1$ , 2 vezes para o recurso  $R_2$  e  $R_3$  e nenhuma vez para  $R_4$ ;
- b) Neste ponto o autor recomenda dicotomizar o grafo bipartite usando algum limiar (i.e., arestas com peso  $<$  limiar são eliminadas e arestas com

peso  $\geq$  limiar ficam com peso = 1), como mostrado na Figura 5 (b), usando limiar = 1;

	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$
$T_1$	1	2	2	0
$T_2$	0	1	1	6
$T_3$	1	0	0	0
$T_4$	2	1	0	0
$T_5$	4	4	1	1
$T_6$	0	0	5	1

(a)

	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$
$T_1$	1	1	1	0
$T_2$	0	1	1	1
$T_3$	1	0	0	0
$T_4$	1	1	0	0
$T_5$	1	1	1	1
$T_6$	0	0	1	1

(b)

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
$T_1$	3	2	1	2	3	1
$T_2$	2	3	0	1	3	2
$T_3$	1	0	1	1	1	0
$T_4$	2	1	1	2	2	0
$T_5$	3	3	1	2	4	2
$T_6$	1	2	0	0	2	2

(c)

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
$T_1$	1,00	0,67	0,58	0,82	0,87	0,41
$T_2$	0,67	1,00	0,00	0,41	0,87	0,82
$T_3$	0,58	0,00	1,00	0,71	0,50	0,00
$T_4$	0,82	0,41	0,71	1,00	0,71	0,00
$T_5$	0,87	0,87	0,50	0,71	1,00	0,71
$T_6$	0,41	0,82	0,00	0,00	0,71	1,00

(d)

**Figura 5 - Exemplo do processo de obtenção do grafo de relacionamento entre as *tags*. (a) A representação matricial do grafo 2-mode de relacionamento entre *tags* e recursos. (b) A representação matricial do grafo 2-mode mostrado em (a) dicotomizado com limiar = 1. (c) A representação matricial do grafo 1-mode de *tags* resultante da multiplicação da matriz em (b) pela sua transposta. (d) A representação matricial do grafo de *tags* de (c) normalizado pela normalização geométrica.**

- c) Divide-se o grafo bipartite dicotomizado em 2 grafos (*1-mode network*). CI gera um grafo com os recursos e seus relacionamentos por meio das *tags*, e outro com as *tags* e suas coocorrências nos recursos. AC gera um grafo com os atores e seus relacionamentos por meio de *tags*, e outro com as *tags* e suas coocorrências nos usuários. Esta transformação é obtida pela multiplicação da matriz que representa o grafo dicotomizado pela sua transposta, originando a matriz mostrada na Figura 5 (c). Como o objetivo é obter o grafo de *tags*,

- chamado de *Oci* no caso de CI e de *Oac* no caso de AC, a Figura 5 mostra apenas o grafo de *tags* resultante de CI dado como exemplo. Os grafos de recursos e usuários podem ser obtidos invertendo-se a ordem da multiplicação;
- d) Normaliza-se o grafo de *tags* (*Oci* ou *Oac*) por normalização geométrica conforme a Equação 1. As arestas entre duas *tags* recebem pesos que representam a força da conexão entre elas, como mostrado na Figura 5 (d).

$$\mathbf{geo}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{a_{ii}a_{jj}}} \quad (1)$$

O grafo de *tags* resultante mostrado na Figura 5 (d) enfatiza o relacionamento entre as *tags* que ocorrem em um mesmo recurso – a relação de coocorrência. Por exemplo, as *tags*  $T_1$  e  $T_5$  que ocorrem nos mesmos recursos possuem um forte relacionamento (0,87) enquanto as *tags*  $T_2$  e  $T_3$  que são complementares não possuem relacionamento (0,0).

Após obter *Oac* e *Oci* Mika filtra as arestas para que ambos os grafos fiquem com o mesmo número de nós (438 *tags*) e avalia as duas estruturas por meio de conjuntos-lambda. A sugestão da análise é que *Oci* é mais apropriado para mineração de conceitos, enquanto *Oac* para determinar conceitos utilizados por um grupo de usuários.

## 3 METODOLOGIA

### 3.1 Visão Geral

O objetivo deste trabalho é avaliar a influência das folksonomias na eficiência da fase inicial do processo de modelagem conceitual usando-se como *baseline* uma abordagem de extração de termos de páginas Web por frequência.

Para isso, foram conduzidos experimentos controlados para produzir especificações de modelos conceituais de forma sobre os domínios “*travel*” e “*food*”. Grupos experimentais e de controle realizaram os experimentos utilizando termos extraídos do STC e de páginas Web respectivamente (*baseline*). 153 participantes divididos em 26 grupos desenvolveram modelos conceituais sobre os dois domínios mencionados. 13 grupos utilizaram a folksonomia e 13 grupos utilizadas termos extraídos das páginas Web. Todos os participantes passaram por um treinamento sobre modelagem conceitual e responderam um questionário antes de serem separados em grupos. Para comparar os resultados foram usadas como medidas: o número de divergências geradas entre os *stakeholders* no uso dos termos utilizados para compor o modelo, o reuso dos termos entre os diferentes artefatos do processo de modelagem, e a facilidade percebida de executar a tarefa de modelagem.

Antes dos experimentos, porém, foi desenvolvido um método para induzir folksonomias sobre os domínios desejados dos dados dos STC, para que os termos delas pudessem ser utilizados nos experimentos. O método de indução de folksonomias é baseado no trabalho de Mika (2007), detalhado na seção 2.5.2. Tanto o método de indução de folksonomias quanto os *datasets* utilizados para obter as folksonomias utilizadas nos experimentos são descritos na seção 3.3.

A seção 3.4 descreve o método de experimentação, assim como os experimentos pilotos que nortearam o desenvolvimento do mesmo, e a seção 3.5 descreve o método de avaliação dos resultados dos experimentos.

### 3.2 Método de Indução de Folksonomias

O método de indução de folksonomias tem por objetivo receber os dados do STC e o domínio desejado e gerar a folksonomia sobre esse domínio (na forma de um conjunto de *tags*). Por isso, o método recebe como entrada uma representação inicial do domínio de interesse (um termo que represente o domínio) e uma base de dados de um STC que possua a relação  $Y = \{y \mid y \subseteq U \times T \times R\}$ , ou seja, os *taggings* relacionando usuários, *tags* e recursos. A saída do método é uma folksonomia do domínio ( $F$ ), se os dados de *tagging* de entrada possuírem informações suficientes sobre o domínio.

O algoritmo está dividido em três etapas, como mostra o fluxograma da Figura 6. A primeira analisa se os dados do STC disponíveis são suficientes para o domínio desejado. Se a resposta da primeira etapa for positiva, a segunda etapa realiza uma limpeza nos dados de *tagging*, e a terceira etapa processa os dados de *tagging* e produz a folksonomia sobre o domínio de interesse. Estas etapas são detalhadas a seguir.

A **representação inicial do domínio desejado** é feita atualmente por um único termo (palavra) significativo no domínio, determinado pelo usuário do método. O termo utilizado para representar o domínio influencia o resultado do método, pois é por meio dele que o método determinará os termos que farão parte da folksonomia. Por isso, o usuário do método deve escolher um termo que seja o mais representativo possível do domínio.

**Qualquer base de dados de um STC** pode ser utilizada como entrada para o método de indução de folksonomias, desde que possua a relação  $Y$  *tagging*.

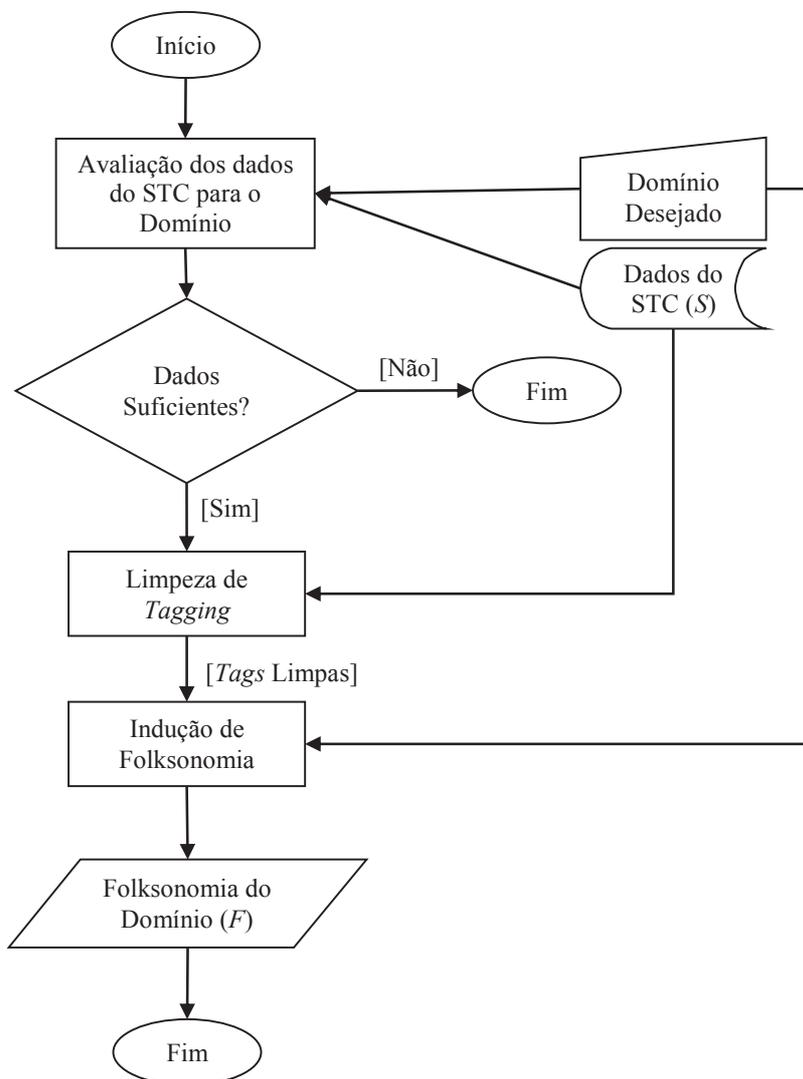


Figura 6 – Fluxograma do Método de Indução de Folksonomias.

### 3.2.1 Análise dos Dados de Tagging

A primeira etapa do método de indução utiliza a representação do domínio desejado e os dados do STC para **analisar os dados de tagging** em relação ao domínio. O objetivo desta etapa é determinar se os dados de *tagging* disponibilizados possuem informações suficientes sobre o domínio desejado, para produzir uma folksonomia com termos que sejam significativos para o domínio ao final do método de indução.

O Apêndice B mostra uma análise das folksonomias geradas pelo método de indução (Apêndice A) em relação às quantidades de dados presentes na base de dados de *tagging* para cada domínio, assim como a análise de correlação e a justificativa para a quantidade mínima de dados estabelecida nessa etapa.

Considerando as informações dos Apêndices A e B, foi estabelecido que, para gerar termos significativos para um domínio utilizando o método de indução proposto, é necessário que pelo menos 200 usuários tenham usado o termo que representa o domínio como *tag* em alguma categorização, e que essa mesma *tag* tenha sido usada em no mínimo 3000 categorizações. Caso a base de dados de *tagging* não possua esse número mínimo de usuários e categorizações envolvendo a *tag* que representa o domínio, o método termina. Neste caso, o usuário do método pode testar outros termos para representar o domínio ou outras bases de dados de *tagging* para o mesmo domínio.

### 3.2.2 Limpeza de Tags

A segunda etapa do método de indução realiza uma **limpeza nas tags** (*T*) presentes nos dados de *tagging*. Como já descrito, os usuários dos sistemas de *tagging* são livres para utilizar qualquer termo como *tag*. Isto faz com que os usuários utilizem termos diferentes, mas com o mesmo significado como *tags*. Por exemplo, os termos “*semantic\_web*”, “*semanticWeb*”, “*semantic-web*” e “*\*Semantic\_Web*” tem o mesmo significado que o termo “*Semantic Web*”, mas foram colocados desta forma porque os antigos sistemas de *tagging* não reconheciam dois termos separados por espaços como uma *tag*.

Atualmente, a limpeza de *tags* é feita por meio das seguintes etapas:

- a) substituição dos *HTML entities*: muitas *tags* possuem sequências de caracteres do tipo “&quot;”, “&lt;”, “&gt;”, “&amp;” entre outras, que representam caracteres como “””, “<”, “>”, “&” respectivamente. Nessa etapa as sequências de caracteres são substituídas pelos respectivos caracteres. Exemplo: a *tag* `&rdquot;!softwareEngineering` é substituída por `!softwareEngineering`;
- b) limpeza dos *brackets*: algumas *tags* aparecem entre *brackets* do tipo “[ ]”, “{ }”, “()”, que podem dificultar a comparação entre as *tags* com o mesmo

- significado. Nessa etapa, os *brackets* são eliminados das *tags*. Exemplo: a *tag* (*!!softwareEngineering*) é substituída por *!!softwareEngineering*;
- c) limpeza dos caracteres irrelevantes nas bordas: muitas *tags* possuem caracteres como “\*”, “!”, “@”, “?”, “=”, “;”, “:”, “=” nas bordas, que podem dificultar a comparação entre as *tags* com o mesmo significado. Nessa etapa esses caracteres são eliminados nas bordas. Exemplo: a *tag* *@@!!softwareEngineering...??\*\** é substituída por *softwareEngineering*;
- d) transformação dos *PascalCases* e *camelCases* para termos separados por *underscore*: para facilitar a identificação de *tags* com mais de um termo que são escritas com grafias diferentes, as *tags* compostas em *PascalCase* ou em *camelCase* foram substituídas por *tags* separadas por *underscore*. Exemplo: a *tag* *softwareEngineering* é substituída pela *tag* *software\_Engineering*;
- e) lematização: para reduzir as *tags* com mesmo significado para uma só grafia, foi utilizado o lematizador do pacote de ferramentas para processamento de linguagem natural NLTK<sup>10</sup>. Alguns exemplos de *tags* e suas substituições após a lematização: *engineers* → *engineer*, *utilities* → *utility*, *war\_crimes* → *war\_crime*, *pickup.lines* → *pickup.line*, *books-to-buy* → *book-to-buy*;
- f) eliminação das *tags* com grafia iguais: os caracteres divisores (“.”, “;”, “-”, “\_”) das *tags* com mais de um termo são retirados das *tags* e essas são convertidas para letras minúsculas. O objetivo dessa etapa é encontrar *tags* iguais, mas com divisores diferentes, transformando todas elas para a mesma sequência de caracteres, conforme os exemplos a seguir:
- *software\_Engineer* → *softwareengineer*;
  - *software-Engineer* → *softwareengineer*;
  - *software,Engineer* → *softwareengineer*;
  - *software.engineer* → *softwareengineer*.

Este passo é intermediário, ou seja, serve apenas para identificar os *tags* com grafia iguais e separadores diferentes. Mas não elimina os separadores

---

<sup>10</sup> <http://www.nltk.org/>

efetivamente das tags, já que os mesmos são necessários na etapa 8 – separação de n-gramas;

- g) mapeamento: os identificadores das *tags* com grafias iguais são mapeadas para apenas um identificador. A prioridade é dada àquela *tag* que possui todos os termos no léxico da *WordNet*, seguida da *tag* que é utilizada no maior número de categorizações presentes na base de dados do STC. A Tabela 1 mostra um exemplo de tags com a mesma grafia;

**Tabela 1 – Exemplo de tags com a mesma grafia e as informações necessárias para o mapeamento.**

id	Tag	Após a etapa 6	Léxico WordNet	Nº de categorizações	Novo id
10	<i>software_engineer</i>	<i>softwareengineer</i>	True	100	10
11	<i>software.engineer</i>	<i>softwareengineer</i>	True	50	10
14	<i>software-engineer</i>	<i>softwareengineer</i>	True	20	10

- h) separação dos n-gramas: as *tags* mapeadas são separadas em n-gramas, representadas por um vetor de termos. Por exemplo:
- *computer\_science* → {*computer, science*};
  - *horizontal\_gene\_transfer* → {*horizontal, gene, transfer*};
  - *data.mining* → {*data, mining*};
  - *printer-sharing* → {*printer, sharing*};
- i) remoção das *stop words*: são retirados alguns termos que ocorrem muitas vezes na base e não são representativos de nenhum domínio (são marcações particulares de usuários) e que atrapalham o algoritmo de indução, como “*todo*”, “*toread*”, “*reference*”, “*readme*”.

### 3.2.3 Indução da Folksonomia

A terceira etapa do método utiliza os dados do STC com as *tags* limpas para efetivamente induzir a folksonomia. Existem várias abordagens na literatura que induzem conhecimento dos dados de *tagging* como pode ser visto na seção 2.5.1. A abordagem adotada nesse trabalho para produzir as folksonomias e realizar os experimentos foi a

abordagem de Mika (MIKA, 2007). Seguindo esta abordagem, foram selecionados os dados dos usuários com mais de 10 *tags* ou mais *tags* em seu conjunto de *tags* pessoal e as *tags* utilizadas para categorizar 20 recursos ou mais. Esses dados foram utilizados para derivar os grafos CI e AC, que foram dicotomizados com limiar igual a um (i.e., arestas com peso  $< 1$  são eliminadas e arestas com peso  $\geq 1$  ficam com peso = 1). Os grafos CI e AC geram os grafos de *tags* Oci e Oac respectivamente e foram normalizados geometricamente seguindo a abordagem de Mika (2007) descrita na seção 2.5.2.

Neste trabalho a folksonomia é induzida a partir da 1-vizinhança do grafo de *tags* do termo inicial (entrada do método). Por exemplo, se  $T_2$  é o termo inicial, então a linha (ou coluna) de  $T_2$  é selecionada e as *tags* são ordenadas pelo peso com  $T_2$ . Na folksonomia real que possui alguns milhares de *tags*, as 50 *tags* que possuem maior peso na aresta de ligação com o termo inicial são selecionadas e foram consideradas como a folksonomia do domínio. O limiar de corte igual a 50 foi determinado pela observação dos resultados do método em alguns testes realizados para alguns domínios constantes no Apêndice A (“*driving*”, “*building*”, “*agriculture*”, “*teaching*”, “*animal*”, “*fashion*”, “*security*”, “*biology*”, “*database*”, “*food*”, “*cooking*” e “*travel*”). Nesses testes, observou-se que para os domínios que continham dados suficientes na base de dados, as *tags* significativas para o domínio aparecem aproximadamente até a 50ª posição. Os conjuntos de 50 *tags* sobre o domínio “*travel*” e “*food*” foram utilizados como entrada para os experimentos que utilizaram a folksonomia, e são chamados de Termos Sugeridos (TS).

Nos testes realizados com esse algoritmo em uma base de dados do *Delicious*<sup>®</sup>, obtendo-se as 50 *tags* de maior peso ligadas à *tag* que representa o domínio, observou-se que as *tags* de *Oci* estavam mais relacionadas ao domínio desejado do que as *tags* de *Oac*. O próprio autor afirma (após a clusterização de ambos os grafos de *tags*) que *Oci* é mais apropriado para mineração de conceitos e *Oac* para determinar conceitos utilizados por um grupo de usuários. Por isso, os dados utilizados nos experimentos foram obtidos a partir de *Oci*.

É necessário esclarecer que neste trabalho os relacionamentos de coocorrência entre *tags* são utilizados para determinar o conjunto de *tags* de um domínio, que será mostrado aos participantes, mas que esses relacionamentos não serão avaliados experimentalmente. A justificativa é que somente com os dados do STC não é possível saber qual é o significado

dos relacionamentos. Para amenizar este problema, seria necessário consultar uma base de dados léxica, como já descrito na seção 2.5.1, o que poderia introduzir algum viés à folksonomia resultante, não refletindo o significado que os usuários do STC pretendiam para esses relacionamentos.

### 3.3 *Datasets* Utilizados e Testes Realizados

Qualquer *dataset* que possua a relação  $Y$  entre tags, recursos e usuários pode ser utilizado pelo método de indução proposto. O *dataset* utilizado para gerar dados para os experimentos é proveniente do Delicious pelos seguintes motivos: i) é um sistema de *bookmarks* online e possui *tags* sobre os mais diversos domínios; ii) é um sistema de *tagging* aberto para qualquer usuário da Web, tendo um número grande de usuários que expressam suas opiniões na forma de categorizações; iii) existem várias bases de dados de *tagging* que foram construídas a partir dele e disponibilizadas na Web para fins de pesquisa; e iv) possui uma API de acesso a dados bastante completa, caso seja necessário coletar outros dados do sistema.

Outro sistema que possui dados de *tagging* que poderiam ter sido utilizados neste trabalho é o *Diigo*<sup>®</sup>, um sistema de *bookmarks online* assim como o *Delicious*<sup>®</sup>. Porém, o acesso aos dados do *Diigo*<sup>®</sup> é mais difícil. Não foram encontradas bases de dados deste sistema disponíveis na Web e a API de acesso a ele é muito restrita. Outros STCs disponibilizam bases de dados na Web que podem ser utilizados para fins de pesquisa como, por exemplo, os sistemas *Bibsonomy*, *Flickr*<sup>®</sup> e *LastFM*<sup>®</sup>. Porém, estes sistemas são dedicados a tipos específicos de produções acadêmicas, fotográficas e sonoras (musicais) respectivamente, o que torna os dados menos úteis para outros domínios.

O método de indução descrito na seção anterior foi testado em duas bases de dados do Delicious<sup>®</sup><sup>11</sup>. A base menor foi coletada em 2006 pelo Grupo de Sistemas Interativos Inteligentes da Universidade Estadual de Maringá<sup>12</sup> e possui mais de 181 mil *tags*, 763 mil recursos e 650 usuários que produziram quase 4 milhões de *taggings* (disponível na página do GSII - <http://din.uem.br/gsii/datasets/>). A maior também foi coletada em 2006 pelo

---

<sup>11</sup> <https://delicious.com/>

<sup>12</sup> <http://din.uem.br/gsii/datasets/>

projeto TAGora<sup>13</sup> e possui aproximadamente 2,5 milhões de *tags*, 17 milhões de recursos e 532 mil usuários que produziram 140 milhões de *taggings* (disponível em <http://www.tagora-project.eu/data/#delicious>). Nessa última, apesar da quantidade de dados ser bastante expressiva, tanto as URLs (recursos) quanto os usuários são anonimizados, o que dificulta o processo de coleta dos dados de controle, descrito a seguir.

Antes dos experimentos serem realizados, a limpeza de *tags* e o algoritmo de indução foram testados para diversos domínios entre eles “*food*”, “*travel*”, “*animal*”, “*database*”, “*security*”, “*fashion*” e “*biology*”. As *tags* ligadas a esses termos no grafo de *tags* foram ordenadas do maior para o menor peso e foram avaliadas manualmente pela autora deste trabalho considerando o significado delas para o domínio. As folksonomias geradas (até a 50ª posição) para esses domínios usando a base de dados menor podem ser observadas no Apêndice A. Alguns domínios como “*food*”, “*travel*” e “*database*” produziram *tags* que são significativas para o domínio desejado. Outros, porém, por possuírem poucos dados no STC, ou por representarem domínios muito abrangentes produziram poucas *tags* significativas para o domínio. Por exemplo, as *tags* “*packing*” e “*ticket*” tem um significado claro para o domínio “*travel*”, enquanto a *tag* “*design*” não tem um significado diretamente ligado ao domínio “*travel*”. Foram realizados testes piloto (com cinco ou menos participantes) para os domínios “*food*” e “*travel*”, como descrito na seção 3.4.1, com o intuito de refinar a metodologia de experimentação assim como o algoritmo de indução de folksonomias.

Para colocar a dimensão coletiva de uma folksonomia em evidência, ela deve ser comparada a conjuntos de dados que não possuem essa característica. Sendo assim, a base de dados de controle foi construída por meio de um algoritmo que processa conteúdos de páginas Web, implementado para coletar e contar a frequência dos termos nessas páginas.

Todas as páginas Web usadas para gerar o grafo de *tags* usando a abordagem de Mika foram inicialmente selecionadas (todas as páginas Web categorizadas por algum usuário). Somente as páginas acessíveis e com informações textuais foram processadas (passaram pelas etapas de *tokenização*, retirada de *stop words*, *lematização* e contagem de frequência dos termos). Finalmente, os termos resultantes desse processamento foram contados e ordenados por frequência. Após alguns testes para gerar o grafo de termos

---

<sup>13</sup> <http://www.tagora-project.eu/>

determinou-se que os cinco termos mais frequentes de cada página fossem selecionados para construir um grafo bipartite que conecta os termos às suas páginas Web, assim como o grafo de *tags* e recursos descrito no início desse capítulo. Cada aresta recebeu um peso que corresponde à frequência do termo na página. Esse grafo passou então pelo mesmo processo que o grafo de *tags* e recursos descrito no algoritmo de indução de Mika. Ele foi dicotomizado, dividido em dois grafos, um de termos e outro de páginas, e o grafo de termos foi normalizado geometricamente. Foram selecionados os 50 termos com maior peso conectados ao termo inicial que representa o domínio. Os conjuntos de termos gerados para alguns domínios podem ser observados no Apêndice C. Os conjuntos de 50 *tags* sobre o domínio “*travel*” e “*food*” foram utilizados como entrada para os experimentos que utilizaram as páginas Web, e são chamados de Termos Sugeridos (TS).

### **3.4 Método de Realização dos Experimentos**

Os experimentos realizados foram do tipo controlado e envolveram diversos participantes em atividades de modelagem conceitual. O método de experimentação previamente definido foi utilizado em alguns experimentos piloto, realizado com um número reduzido de participantes, com o intuito de avaliar o processo como descrito na próxima seção. Após os experimentos piloto, o método de experimentação passou por alguns ajustes, que gerou o método de experimentação realmente executado, como descrito na seção 3.4.2.

#### *3.4.1 Experimentos Piloto e Desenvolvimento do Método de Experimentação*

Os experimentos piloto foram realizados com o intuito de avaliar e, possivelmente, ajustar o método de indução de folksonomias e o próprio método de experimentação. Sendo assim, o foco estava nos instrumentos de experimentação, na elaboração e avaliação dos questionários empregados e nas métricas de avaliação. Os experimentos piloto e seus reflexos no método de experimentação e avaliação também foram descritos em Ferreira, Tacla e Silva (2013).

Foram realizados dois experimentos piloto. No primeiro deles (experimento 1), foram convidados cinco alunos do Mestrado em Ciência da Computação da UEM e no segundo (experimento 2), cinco alunos da disciplina de Ontologia ofertada no 3º trimestre/2013 do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da UTFPR - Curitiba. Os participantes tiveram como tarefa experimental elicitar termos sobre o domínio “*travel*” (experimento 1) e “*food*” (experimento 2). Os domínios foram escolhidos por se tratarem de assuntos fora da área de especialidade dos participantes, dos quais espera-se que eles não tivessem conhecimento aprofundado.

### ***Realização dos Experimentos Piloto***

Os participantes dos experimentos foram recepcionados, informados sobre os objetivos do experimento e sobre como ele seria realizado, e que o objeto de avaliação eram os dados de entrada e não eles próprios ou suas capacidades. Após esta breve explanação sobre o experimento, eles foram convidados a assinar um termo de consentimento. Após serem respondidas as dúvidas, os participantes foram informados sobre o domínio objeto da tarefa de elicitação. No experimento 1, sobre o domínio “*travel*”, esta foi a única informação que os participantes tiveram sobre o domínio. Optou-se por não utilizar um documento de requisitos ou um conjunto de questões de competência para não influenciar o modelo conceitual que o participante já possui sobre o domínio. No experimento 2, sobre o domínio “*food*”, foi utilizada a questão focal “Quando as pessoas pensam em comida, seja em um restaurante ou preparadas em casa, quais termos e relações seriam importantes? ”. Nos dois experimentos a tarefa experimental foi dividida em três etapas descritas a seguir.

**Etapa 1:** Os participantes foram convidados a, individualmente, listarem no Formulário 1 – Vocabulário Inicial do Participante (VI) – quantos conceitos desejassem sobre o domínio. O intuito dessa etapa foi ter conhecimento dos termos que o participante utilizaria para modelar o domínio, antes de ser influenciado pelos termos sugeridos na Etapa 2.

**Etapa 2:** Os participantes receberam uma lista com 30 Termos Sugeridos (TS) sobre o domínio e deveriam analisar cada termo da lista de termos presente no Formulário 2 – Análise dos Termos Sugeridos – e marcar se o termo deveria ou não fazer parte de uma

elicitação de termos sobre o domínio “viagem”. Em caso positivo, o participante deveria inserir o termo no Formulário 3 – Termos Elicitados Sobre o Domínio. Após a análise dos termos sugeridos, os participantes deveriam analisar da mesma forma os termos listados por eles no Formulário 1.

**Etapa 3:** Os participantes foram convidados a construir um modelo conceitual sobre o domínio **na forma de um mapa conceitual**, usando a lista de termos elicitados que figuravam no Formulário 3. Os termos poderiam ser utilizados no mapa conceitual ou descartados, e termos que não foram elicitados poderiam ser utilizados no modelo caso o participante julgasse necessário. O intuito desta etapa era que os participantes pudessem analisar melhor os termos elicitados e os relacionamentos entre eles.

Ao término do experimento os participantes foram convidados a responder um questionário sobre o experimento, mostrado no Quadro 2. Todos os formulários e o questionário foram impressos e respondidos em papel.

	Tipo de Resp.	Valores possíveis
<b>Demográficas:</b> Idade, sexo, cidade de origem, curso e período que está cursando.	Texto	-
<b>Sobre o Domínio ‘travel’</b>		
Como você julga o seu conhecimento sobre viagem?	Enumerada	- Superficial - Suficiente - Detalhado
Você costuma viajar frequentemente?	Enumerada	- Sim. Quantas vezes por ano? (Texto) - Não.
Utiliza qual meios de transporte?	Enumerada	- Terrestre - Aéreo - Outros
Você já fez uma viagem internacional?	Enumerada	- Sim. Qual destino? (Texto) - Não.
Qual foi o motivo da sua viagem internacional?	Enumerada	- Estudo - Trabalho - Lazer
<b>Sobre a experiência do participante em modelagem/elicitação de termos<sup>8</sup></b>		
Como você julga a sua experiência na elicitação de termos para modelagem?	Enumerada	- Nenhuma experiência - Pouca experiência - Média experiência - Muita experiência
Qual a sua opinião sobre a qualidade da lista de termos fornecida sobre o domínio:	Enumerada	- Não foi útil de forma alguma - Foi útil para lembrar de alguns conceitos, mas poderia ser melhor - Foi muito útil para a elicitação
Algum comentário sobre ela ou de como melhorá-la?	Texto	
Você teve alguma dificuldade no processo de elicitação de termos?	Enumerada	- Sim. Qual? (Texto) - Não.
Qual a sua opinião sobre a elicitação de termos que você elaborou?	Enumerada	- Poderia ter ficado melhor - Ficou adequada - Ficou ruim
Por gentileza, se tiver algum comentário sobre este estudo ele será muito bem-vindo:	Texto	-

**Quadro 2 – Questionário de Experiência dos Experimentos Piloto.**

Considerando as observações feitas durante a realização dos experimentos piloto descritos e considerando alguns artigos que relatam experimentos em modelagem (ESPAÑA; RUIZ; GONZÁLEZ, 2012), o método de experimentação foi refinado, incluindo as seguintes modificações:

- a) a definição da hipótese experimental a ser estudada e das variáveis envolvidas no experimento, já que alguns pontos do experimento não estavam bem definidos;
- b) a decisão de realizar o experimento no computador, utilizando planilhas para definir as listas de termos e uma ferramenta de modelagem para desenvolver o mapa conceitual, seguindo a sugestão dos próprios participantes do experimento piloto;
- c) a divisão da Etapa 2 em duas etapas: análise dos TS e elicitação de termos, pois da forma realizada nos experimentos piloto os participantes eram induzidos a colocar um termo na elicitação de termos;
- d) a inclusão de uma fase de treinamento que antecede o experimento em si, para tirar as dúvidas dos participantes e de bloquear algumas variáveis que podem influenciar o resultado do experimento, como o método de modelagem, a linguagem de modelagem e a ferramenta utilizada;
- e) a avaliação dos artefatos gerados pelos participantes durante o treinamento em relação à competência em modelagem, para a formação de grupos de participantes tão homogêneos quanto possível e para bloquear a variável ligada à experiência de modelagem dos participantes;
- f) a definição de métodos estatísticos para comparar as divergências médias geradas nos grupos e a correlação entre os termos de cada artefato, para facilitar a comparação entre os resultados dos grupos experimentais e de controle.

A próxima seção descreve o método de experimentação utilizado nos experimentos deste trabalho.

### 3.4.2 Método de Experimentação

De acordo com o *framework* de avaliação empírica de técnicas de modelagem conceitual de Gemino e Wand (2003, 2004), a modelagem conceitual pode ser analisada com variáveis definidas em duas dimensões básicas: **fatores que afetam** (*affecting factors*) os resultados e **variáveis afetadas** (*affected variables*). Essa seção descreve o método experimental realizado neste trabalho baseado nesse *framework*.

#### *Fatores que Afetam os Resultados*

Foram identificados nesse experimento os seguintes fatores que afetam os resultados: o conteúdo dos casos experimentais, o método de apresentação do material aos participantes, a caracterização dos participantes, o controle colocado em algumas variáveis para superar alguns vieses identificados e a tarefa experimental a ser executada.

Em relação ao **conteúdo dos casos experimentais**, foram selecionados dois domínios: “*travel*” e “*food*”. Esses domínios foram selecionados porque estão fora da área de *expertise* dos participantes (domínios nos quais nenhum dos participantes trabalha/trabalhou e nos quais nenhum tinha muito conhecimento específico), mas ao mesmo tempo poderiam ser rapidamente e facilmente aprendidos por eles. Assim, no geral, os participantes tinham o mesmo conhecimento em relação ao domínio. O conteúdo fornecido aos participantes foram os conjuntos de termos chamados de Termos Sugeridos (TS), oriundos das folksonomias para os grupos experimentais e das páginas *Web* para os grupos de controle. Os quatro conjuntos de TS são mostrados no Quadro 3. Os termos foram ordenados em ordem decrescente de peso com o termo que representa o domínio.

“Travel”		“Food”	
Termos da Folksonomia	Termos das Páginas Web	Termos da Folksonomia	Termos das Páginas Web
Airfare	Packing	Cooking	Cooking
Flight	Hotel	Recipe	Recipe
Airline	Cruise	Diet	Pw*
Hotel	Wikitravel	Restaurant	Tasty
Vacation	Airline	Health	Kitchen
Transportation	Nomad	Pizza	Flay
Transit	Sophia*	Nutrition	Chef
Map	Camping	Sushi	Meal
Ticket	z	Baking	Healthy
Luxury	Hostel	Bacon	Bobby

<b>Packing</b>	Bag	Molecular gastronomy	<b>Nutrition</b>
Accommodation	Brazil*	<b>Drink</b>	Grub
Airport	Sport	<b>Vegan</b>	<b>Chicken</b>
World	Destination	<b>Chocolate</b>	<b>Restaurant</b>
Paris*	Pack	Candy	Rachael*
<b>Train</b>	Cincinnati*	<b>Vegetarian</b>	Dining
Airplane	Kingdom*	Cheese	Wine
Luggage	Exact	Taco	Shine
Couchsurfing	Baggage	Burrito	Activism
Geography	Cambodia*	Dessert	<b>Vegan</b>
Deal	Gadling*	<b>Eating</b>	<b>Bread</b>
Guide	Tub	<b>Calorie</b>	blogHer*
Seating	Monroe*	Steak	<b>Pasta</b>
Living	Pioneer*	Burger	Farmer
Subway	Fodor*	Farming	<b>Calorie</b>
Flying	Cody*	Agriculture	<b>Chocolate</b>
Googlemaps	Mail	Indian	Junk
Cheap	America*	Nyc*	Culinary
Mapping	Barcelona*	Beef	<b>Diet</b>
Nyc*	Money	Meat	<b>Health</b>
Timezone	Adchoices	Cake	Wom*
Bus	News	<b>Organic</b>	Tgrwt*
Island	Trip	<b>Chicken</b>	Sous vide
Bicycling	Usatoday*	Coffee	Ruhlman*
Informatics	Chime*	Local	<b>Gourmet</b>
Geocaching	Inflatable	Breakfast	Weight
Colombia*	Michelin*	Mexican	Pioneer
Alaska*	Kayak	Pork	Lopez*
Asthma	<b>Train</b>	Blog	Cook
Ohio*	<b>Luxury</b>	<b>Pasta</b>	<b>Drink</b>
Isolation	Journey	Ignatz*	Knife
Hyperspace	Eastern	<b>Bread</b>	York
Backpacking	Traveler	Medonalds*	Eat
Syria*	Caribbean*	Seafood	Snack
Seoul*	Loyalty	Salt	<b>Eating</b>
Route	<b>Flight</b>	Mustard	Green
Commuting	Trail	Soy	<b>Vegetarian</b>
Pretty	Home	Oatmeal	<b>Organic</b>
Romania*	Netherlands*	Sausage	Home
Mass transit	Spain*	<b>Gourmet</b>	Inspirational

**Quadro 3 – Termos sugeridos para os participantes dos experimentos.**

Além dos TS, as seguintes questões foco foram elaboradas para os domínios “*travel*” e “*food*”: “Quando vamos viajar, com o que devemos nos preocupar? ” e “Quando as pessoas pensam em comida, seja em um restaurante ou preparadas em casa, quais termos e relações seriam importantes? ”. Essas questões foco permitem o raciocínio ativo pelo participante (representando o papel de engenheiro de conhecimento/modelador), diminuindo o problema da discrepância entre o modelo (mental) pretendido pelos modeladores e o modelo criado por eles (o artefato).

O **material foi apresentado** como uma lista de termos em uma planilha na qual os participantes foram convidados a escrever e/ou selecionar termos para fazer parte da fase subsequente da tarefa de modelagem conceitual. A Figura 7 mostra a planilha utilizada para a apresentação dos TS. A fase final compreendeu a geração do modelo conceitual na forma

de um mapa conceitual usando a ferramenta CMapTools<sup>14</sup>. Os dois tipos de grupos usaram a mesma linguagem e ferramenta, sendo a única diferença o conteúdo dos TS.

Em relação às **características dos participantes**, foram convidados 153 estudantes de graduação dos cursos de Ciência da Computação, Informática, Engenharia de Produção e Sistemas de Informação da Universidade Estadual de Maringá e da Universidade Tecnológica Federal do Paraná para participarem dos experimentos de modelagem conceitual. Eles foram divididos em 13 grupos experimentais, os quais usaram dados da folksonomia e 13 grupos de controle, os quais usaram termos extraídos das páginas Web. Cada grupo foi formado por 6 participantes em média. Dezesesseis grupos criaram modelos conceituais para o domínio “*travel*” e 10 grupos criaram modelos para o domínio “*food*”. Para caracterizar o conhecimento a priori desses participantes sobre o domínio e em modelagem, a facilidade percebida na execução do processo de modelagem e a qualidade percebida nos artefatos produzidos, eles foram convidados a responder o questionário mostrado no Quadro 5. A visão geral dos experimentos realizados pode ser vista na Figura 8

Formulário 2 – Análise dos Termos Sugeridos			
O objetivo desta etapa é analisar uma lista de termos sugeridos sobre o domínio VIAGEM, levando em conta a questão focal.			
<b>“Quando vamos viajar, com o que devemos nos preocupar?”</b> conteúdo pré-elaborado			
Sugerimos que você proceda da seguinte forma:			
1 - Para cada um dos termos sugeridos da lista, e na ordem em que desejar decida:			
1.1 – Se o termo deve fazer parte dos termos elicitados sobre o domínio, então marque um “X” na primeira coluna da tabela abaixo (e			
1.2 – Se o termo não deve fazer parte dos termos elicitados e você desconhece o significado do termo, então marque um “X” na seg			
1.3 – Se o termo não deve fazer parte dos termos elicitados e você conhece o significado do termo, mas julga que ele não deve fazer			
então marque um “X” na terceira coluna da tabela abaixo (fora do domínio/contexto);			
Termo Sugerido	Termo Elicitado	Termo Desconhecido	Fora do Domínio
packing (fazer as malas)	X		
hotel (hotel)	X	conteúdo preenchido pelo participante	
cruise (cruzeiro)	X		
wikitravel (wiki de viagem)	X		
airline (companhia aérea)	X		
nomad (nômade)	X		
sofía			X
camping (acampamento)	X		
z		X	
hostel (hostel, alberque)	X		
bag (bolsa)	X		
brazil (Brasil)	X		

Figura 7 – Planilha elaborada a ser preenchida pelos participantes – Análise dos Termos Sugeridos.

<sup>14</sup> <http://cmap.ihmc.us/>

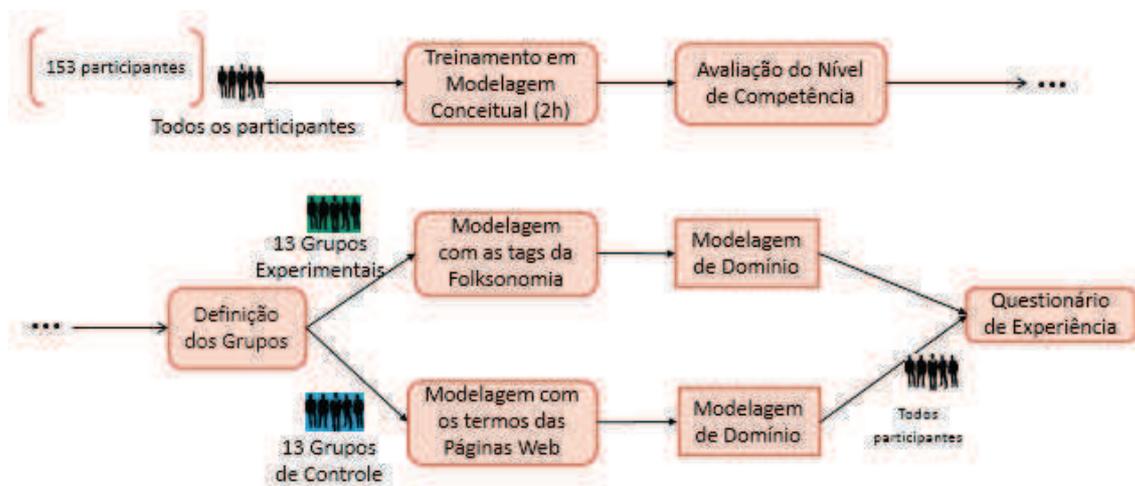


Figura 8 – Visão geral dos experimentos realizados.

Como os participantes podem ter variados graus de conhecimento sobre a linguagem de modelagem (mapas conceituais) e sobre o método de modelagem usado, além de diferentes graus de conhecimento em modelagem conceitual e de conhecimento sobre o domínio, foram realizados controles para diminuir os vieses dessas variáveis no resultado do experimento. Outros fatores subjetivos relacionados à cognição humana, como a capacidade de raciocínio abstrato e entendimento (WILMONT *et al.*, 2012), capacidade de memória de trabalho e capacidade de atenção (WILMONT *et al.*, 2013) estão fora do escopo deste trabalho. Foram **controlados os seguintes fatores**:

- a) **conhecimento da ferramenta, da linguagem e do método de modelagem utilizados (variáveis fixadas)**: Antes do experimento os participantes receberam um treinamento de aproximadamente 2 horas sobre o método simples de elicitar termos (identificar conceitos-chave para o domínio em questão) e relações entre eles para produzir modelos conceituais sobre vários domínios na forma de mapas conceituais (NOVAK; CAÑAS, 2008) usando a ferramenta de modelagem *IHMC CMapTools*®;
- b) **competência em modelagem conceitual (variável bloqueada)**: foram selecionados grupos com níveis similares de competência em modelagem conceitual. Para isso, foram avaliados pela autora deste trabalho dois mapas conceituais de cada participante que foram produzidos no treinamento (84 participantes em 13 grupos, resultando em 168 mapas conceituais). A avaliação

foi baseada no número mínimo de conceitos e relacionamentos que os mapas conceituais deveriam conter e na coerência dos relacionamentos. Com base nessa avaliação os participantes foram classificados em três categorias: baixa, média e alta competência em modelagem. Dessa forma, os participantes de cada grupo foram escolhidos aleatoriamente, mas garantindo que em cada grupo, a competência média em modelagem fosse similar. No decorrer dos experimentos, considerando o resultado dos mesmos, a estratégia de formação de grupos foi modificada. A avaliação dos resultados dos primeiros experimentos mostrou uma forte correlação entre a avaliação que os próprios participantes fizeram em relação à experiência deles em modelagem conceitual e os resultados dos experimentos. Assim, os outros 13 grupos foram selecionados utilizando as respostas dos participantes (auto avaliação) em relação à experiência deles em modelagem. Para isso foi necessário particionar o Questionário de Experiência, aplicado nos experimentos piloto, em duas partes. A primeira parte foi denominada de Questionário Pré-experimento, mostrado no Quadro 4, que contém as questões demográficas e sobre a experiência dos participantes em modelagem. Este questionário foi aplicado no final do treinamento e antes do experimento em si. A segunda parte, denominada de Questionário de Experiência, mostrado na Quadro 5, contém as demais questões sobre a experiência dos participantes em relação ao domínio objeto da modelagem e sobre o experimento em si, foi respondido no final do experimento. Todos os questionários foram elaborados e respondidos na ferramenta de formulários do Google®;

	<b>Tipo de Resp.</b>	<b>Valores possíveis</b>
<b>Demográficas:</b> Nome, idade, sexo, curso e período que está cursando.	Texto	-
<b>Sobre a experiência do participante em modelagem/elicitación de termos<sup>8</sup></b>		
Como você julga a sua experiência na elicitação de termos e construção de modelos conceituais?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para nenhuma experiência 5 – para muita experiência

	<b>Tipo de Resp.</b>	<b>Valores possíveis</b>
Assinale abaixo os tipos de diagramas que você já utilizou antes desse treinamento: <sup>15</sup>	Enumerada (mais de uma possível)	- Mapas Conceituais - Diagrama de Classes - Diagrama Entidade e Relacionamento - Redes Semânticas - Outro: (descrever)

**Quadro 4 – Questionário Pré-experimento.**

- c) **conhecimento sobre o domínio (variável fixada):** todos os participantes construíram modelos conceituais sobre o mesmo domínio. Além disso, no primeiro passo do experimento os participantes identificaram os termos que eles consideraram relevantes no domínio para responder à questão focal. Dessa forma, o conhecimento a priori do participante em relação ao domínio pode ser mensurado antes deles serem influenciados pelos TS.

A **tarefa experimental realizada** foi a elicitación de termos e a criação de um modelo conceitual para o domínio. Essa tarefa levou aproximadamente 2 horas, começou com a explicação do experimento e a assinatura do termo de consentimento. Também foram apresentados o domínio objeto da modelagem e a questão focal. A partir deste ponto os participantes iniciaram a tarefa experimental que foi dividida em 6 etapas e foi executada individualmente:

1. **Elaboração do Vocabulário Inicial (VI):** os participantes foram convidados a escrever termos que consideraram relevantes sobre o domínio para responder à questão focal. Esses termos são denominados de Vocabulário Inicial do participante e permitiram analisar a contribuição de TS na elicitación de termos e no modelo produzido pelos participantes.
2. **Análise dos Termos Sugeridos (TS):** os participantes foram convidados a analisar a lista TS sobre o domínio e decidir, para cada um deles, se deveria fazer parte dos termos elicitados do domínio ou não, ou se desconheciam o termo.
3. **Análise do Vocabulário Inicial:** os participantes foram convidados a analisar os termos do VI, após a influência de TS, e decidir se eles deveriam continuar fazendo parte da elicitación de termos sobre o domínio.

<sup>15</sup> Esta questão não existia no questionário antes dele ser dividido em duas partes.

4. **Elaboração da Elicitação de Termos (ET):** os participantes foram convidados a refinar a lista de termos elicitados sobre o domínio. Uma lista com todos os termos de TS e VI que foram marcados como elicitados nas etapas 2 e 3 foi mostrada ao participante como sendo a elicitação de termos sobre o domínio. O participante estava livre para remover ou inserir termos nessa lista.
5. **Elaboração do Modelo Conceitual (MC) do domínio:** Usando a ET (etapa 4), os participantes foram convidados para individualmente elaborar um mapa conceitual usando a ferramenta CMapTools© (fase de modelagem). A lista de termos usada para construir os conceitos do modelo conceitual é chamada de MC.
6. **Resposta do Questionário de Experiência:** Os participantes são convidados a responder o questionário apresentado no Quadro 5.

	Tipo de Resp.	Valores possíveis
<b>Identificação:</b> Nome	Texto	-
<b>Sobre o Domínio 'travel'</b>		
Com qual frequência você costuma viajar?	Enumerada (apenas uma possível)	- Menos de uma vez por ano - 1 ou 2 vezes por ano - 3 vezes ou mais por ano - 1 vez por mês - Mais de uma vez por mês
Por quais motivos você costuma viajar?	Enumerada (mais de uma possível)	- Férias ou Lazer - Trabalho - Estudo - Saúde - Outros
Com qual frequência você utiliza os meios de transporte abaixo em suas viagens?	Ônibus Carro Avião Navio	Escala de Likert (1 a 5) 1 – para nenhuma frequência 5 – para muita frequência
Você já fez alguma viagem internacional?	Binária	- Sim - Não
Como você julga o seu conhecimento sobre viagem?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para conhecimento mínimo 5 – para conhecimento aprofundado
<b>Sobre o Domínio 'food'</b>		
Você mora:	Enumerada (apenas uma possível)	- Sozinho. - Com meus pais. - Com meu conjugue. - Outro: (descrever)
Você costuma cozinhar frequentemente?	Enumerada (apenas uma possível)	- Não. - Sim. Mas não toda semana. - Sim. Até duas vezes por semana. - Sim. Três vezes ou mais por semana. - Sim. Todos os dias.
Com qual frequência você come os tipos de comida abaixo:	- Vegetariana - <i>Fast Food</i> - Italiana - Japonesa ou	Escala de Likert (1 a 5) 1 – para nenhuma frequência 5 – para muita frequência

	<b>Tipo de Resp.</b>	<b>Valores possíveis</b>
	Chinesa - Brasileira - Árabe - Mexicana	
Como você julga o seu conhecimento sobre "comida"?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para conhecimento mínimo 5 – para conhecimento aprofundado
<b>Sobre a realização do experimento</b>		
A lista de termos sugeridos para este domínio foi útil na elaboração da lista de termos elicitados e/ou do modelo?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para nenhuma utilidade 5 – para muita utilidade
Você teve alguma dificuldade no processo de elicitação de termos?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para nenhuma dificuldade 5 – para muita dificuldade
Qual a sua opinião sobre a elicitação de termos que você elaborou?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – ruim 5 – muito boa
Você teve alguma dificuldade na construção do mapa conceitual?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – para nenhuma dificuldade 5 – para muita dificuldade
Qual a sua opinião sobre o mapa conceitual que você elaborou?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – ruim 5 – muito boa
Qual a sua opinião sobre a questão foco formulada para este domínio?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – muito específica 5 – muito genérica
Qual foi o seu grau de motivação na realização do experimento?	Escala de Likert (1 a 5)	1 – nenhuma motivação 5 – muita motivação

**Quadro 5 – Questionário de Experiência.**

As 4 primeiras etapas foram executadas em uma planilha do tipo Excel®, na qual cada aba representou uma etapa do experimento, como pode ser visto na Figura 7. Cada aba foi identificada com o nome da tarefa que estava sendo executada e continha instruções de como preenche-la.

Na Etapa 5 os participantes importaram a ET elaborada na planilha para a ferramenta CMapTools© e elaboraram o MC (produzindo a 4ª lista de termos como resultado – os termos utilizados como conceitos no MC). Nesta etapa os participantes também eram livres para inserir ou remover qualquer termo no MC. Como a quantidade de termos da ET costuma ser grande, muitos termos da ET foram descartados nessa fase.

Na Etapa 6 os participantes acessaram a URL do formulário online para respondê-lo. No final do experimento individual os participantes de cada grupo se reuniram para elaborar um mapa conceitual do grupo. Este modelo do grupo é interessante pela possibilidade de compará-lo aos resultados das divergências nos modelos individuais.

### *Variáveis Afetadas*

Para medir a possível influência das folksonomias na eficiência do processo de modelagem usou-se duas medidas quantitativas, as divergências geradas e o reuso dos termos entre os diferentes artefatos, e a medida subjetiva de facilidade de uso dos TS. Se a folksonomia afeta positivamente a eficiência do processo de modelagem conceitual, o número médio de divergências geradas nos grupos experimentais deve ser menor do que as geradas nos grupos de controle, a facilidade percebida deve ser comparável e o reuso dos termos deve ser maior entre os grupos experimentais.

A redução do número de divergências encontrada pelos participantes quando eles selecionam/descartam termos durante a tarefa de construção do modelo deve influenciar positivamente a eficiência do processo, uma vez que a discordância é frequentemente apontada como fonte de atraso. É importante notar que os experimentos foram realizados ao mesmo tempo pelos participantes de um grupo, e por isso, todos os participantes levaram o mesmo tempo para executar a tarefa de experimentação, que teve uma duração de aproximadamente duas horas. Dessa forma, o tempo de modelagem para cada participante foi descartado com medida para analisar a eficiência.

Os participantes executaram a tarefa experimental individualmente para evitar qualquer influência indesejada nos resultados que pode ocorrer em uma sessão colaborativa e que não pode ser facilmente controlada: i) a influência ditatorial ou forte liderança – a opinião de um dos participantes prevalece sobre a opinião dos outros; ii) falta de interesse – o grupo – o grupo decide completar a tarefa experimental rapidamente; e iii) amizade entre os participantes que pode reduzir artificialmente as divergências. Para prevenir esses fatores indesejados cada participante criou seu próprio modelo (i.e., os conceitos estruturados e seus relacionamentos de acordo com sua conceitualização).

Embora os participantes executaram os passos 1 a 6 do experimento individualmente e sem interação como os outros participantes, os artefatos produzidos por eles foram analisados em grupos. Isso foi feito para poder detectar as divergências em um cenário que reflete melhor situações reais de modelagem que acontecem nos projetos de desenvolvimento de software pequenos para médios – foram considerados que projetos

grandes de software envolvem 40 – 50 pessoas, de acordo com Raduescu et al. (2006). Dessa forma, isso nos permite obter dados que possam ser comparados com dados dos futuros experimentos das subseqüentes fases de modelagem conceitual, as quais são inerentemente colaborativas, e devem ser avaliadas em grupos.

Assim, para cada grupo, foram analisados os artefatos produzidos por participante e foram detectadas as divergências entre as escolhas de termos no grupo. O número de divergências geradas por todos os participantes em cada grupo foi coletado quando eles escreveram termos para responder à questão focal (VI), antes de terem conhecimento dos TS, quando eles selecionaram termos de TS (TS), quando eles selecionaram termos de TS e VI para compor os elicitación de termos (ET), e quando eles escolheram termos de ET para compor o modelo conceitual (MC). Os detalhes desse cálculo são mostrados na Seção 3.5.1. Para determinar se a diferença entre a divergências médias dos grupos experimentais e de controle foram significantes ou se aconteceram por acaso, foi necessário aplicar um teste estatístico para a comparação de duas médias, como descrito na Seção 3.5.2.

Além do número de divergências, também foi usada como medida de eficiência a facilidade percebida na execução da tarefa de modelagem. Gemino and Wand (2004) classificam esse tipo de medida como uma forma subjetiva de avaliar a eficiência de técnicas de modelagem. Usando essa medida, pode-se avaliar se o uso dos TS da folksonomia criou dificuldade adicional para os participantes na tarefa de modelagem. Assim, foram coletadas respostas para as seguintes questões do questionário apresentados no Quadro 5: “A lista de termos sugeridos para este domínio foi útil na elaboração da lista de termos elicitados e/ou do modelo? ”, “Você teve alguma dificuldade no processo de elicitación de termos? ”, “Qual a sua opinião sobre a elicitación de termos que você elaborou? ”, “Você teve alguma dificuldade na construção do mapa conceitual? ”.

A utilidade do termo pode estar associada com a legibilidade, facilidade de entendimento e relevância para o domínio. Assim, uma lista de TS contendo abreviações desconhecidas, termos malformados ou irrelevantes seria mais difícil de interpretar e usar, o que poderia afetar a eficiência do processo de modelagem.

Outra medida de eficiência empregada foi o reuso dos TS na ET e no MC. Esse estudo assume que quanto menos tempo e esforço requerido no processo de modelagem, mais forte a correlação entre TS e ET, e entre TS e MC, significando que os participantes

reusaram os termos de TS nos artefatos subsequentes. Portanto, eles despenderam menos esforço procurando informações para incluir novos termos e com discussões adicionais para descartar termos.

### 3.5 Método de Avaliação dos Experimentos

Os dados coletados nos experimentos são avaliados comparando-se o número de divergências geradas pelos grupos experimentais (que utilizam a folksonomia) e pelos grupos de controle (que utilizam termos das páginas Web). Para determinar se a diferença entre as divergências médias encontradas nos grupos experimentais e de controle é realmente significativa é necessário aplicar um teste estatístico para comparação de duas médias, como descrito na seção 3.5.2 - Comparação das Divergências Médias nos Grupos. Antes disso, os conjuntos de termos produzidos pelos participantes são processados e as divergências de cada grupo para cada artefato são calculadas, como descrito na seção 3.5.1 - Cálculo da Divergência Média.

#### 3.5.1 Cálculo da Divergência Média

Para cada lista de termos gerada no experimento, e aqui chamada de artefato (VI, ET e o MC) os participantes selecionaram termos para compô-los e fizeram escolhas sobre os termos de TS (para simplificação da nomenclatura, este texto se refere ao conjunto de termos TS escolhidos para elicitación, também como um artefato). Diferentes escolhas de termos entre os participantes são consideradas divergências. Mais precisamente as divergências são calculadas da seguinte forma:

- a) o número médio de divergências em um artefato é definido a partir de um conjunto de participantes denotado por  $P$  e de um conjunto de termos  $T$ ;
- b) o conjunto  $T$  é formado pela união de todos os termos usados pelos participantes do grupo no artefato. Portanto, cada participante  $P$  está associado a um subconjunto de  $T$ .

A Tabela 2 mostra um exemplo do cálculo da divergência em relação a cada termo (coluna  $d$ ) e do número médio de divergências para um artefato arbitrário. Cada linha  $t_i$

representa um termo e cada coluna  $p_j$  representa um participante ( $p_1$  até  $p_5$ ). Posições marcadas com um (1) indicam que o termo  $t_i$  foi selecionado pelo participante  $p_j$  (caso contrário a posição é marcada com zero). O número na coluna  $d$  indica quão divergente é a **minoria**: na linha  $t_1$ ,  $p_3$  e  $p_5$  divergem de todos os outros participantes, na linha  $t_3$ , apenas  $p_3$  diverge de todos os demais participantes, na linha  $t_4$ , somente  $p_2$  diverge dos outros, e na linha  $t_2$  não existe divergência.

**Tabela 2 – Exemplo de divergência para um grupo  $P$  e um conjunto de termos  $T$ . A coluna  $d$  é o número de participantes divergentes (por minoria) e a coluna  $d_{norm}$  é a divergência normalizada. A última linha ( $D$ ) é a divergência média.**

$T \backslash P$	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$p_4$	$p_5$	$d$	$d_{norm}$
$t_1$	1	1	0	1	0	2	1
$t_2$	1	1	1	1	1	0	0
$t_3$	0	0	1	0	0	1	0,5
$t_4$	1	0	1	1	1	1	0,5
					<b><math>D</math></b>	<b>1</b>	<b>0,5</b>

O valor máximo da divergência depende do tamanho do grupo. Por exemplo, grupos com cinco participantes tem divergência máxima igual a dois, assim como grupos com quatro participantes, isto é,  $\text{floor}(|P|/2)$ . A última coluna ( $d_{norm}$ ) da Tabela 2 mostra a divergência normalizada conforme a Equação 2 que varia de zero (nenhuma divergência) a um (máximo valor da divergência):

$$d_{norm} = \frac{d_i}{\text{floor}(\frac{|P|}{2})} \quad (2)$$

A divergência média  $D$  é calculada pela média aritmética dos valores na coluna  $d$  e  $d_{norm}$ , conforme a Equação 3. Ela mede o grau de divergência entre os participantes  $P$  em relação a um conjunto  $T$ .

$$D = \frac{\sum_{d_i \in D} d_i}{|T|} \quad (3)$$

A Tabela 2 mostra que dados os termos em  $T$  provenientes dos artefatos produzidos por todos os participantes de  $P$  foi detectada uma divergência absoluta de um (i.e., em média

para cada termo há um participante que diverge dos demais) o que corresponde a uma divergência normalizada de 0,5 ou 50%. O pior caso de divergência neste caso seria dois participantes divergentes para cada termo  $t_i$ .

### 3.5.2 Comparação das Divergências Médias nos Grupos

Calculadas as divergências, o resultado do experimento é um conjunto de divergências normalizadas calculadas para cada artefato em cada grupo (para simplificar o texto, serão denominadas apenas divergências). Pode-se calcular então, a média das divergências e determinar qual amostra de grupos, experimental ou de controle, obteve a média menor. Porém, o simples cálculo da média em uma amostra de dados não é uma medida estatisticamente relevante, já que é necessário levar em consideração também os desvios-padrão. Um teste mais eficaz é o teste de duas médias para determinar se as médias são iguais, menores ou maiores. Existem basicamente dois tipos de teste para duas médias, os paramétricos, caso a amostra seja normal, e os não paramétricos, caso a amostra seja não-normal. O Teste T é um teste paramétrico, aplicado a amostras normais, até mesmo para amostras pequenas (WINTER, 2013), e é necessário que se saiba se as variâncias dessas amostras são iguais ou diferentes. Caso as amostras sejam não-normais, um teste não paramétrico como Mann-Whitney-Wilcoxon deve ser aplicado. Sendo assim, é necessário determinar se a amostra das divergências normalizadas dos grupos é normal ou não.

Existem vários testes na literatura que podem ser utilizados para determinar se duas amostras são normais, como o teste de D'Agostino, de Pearson, de Shapiro-Wilk, e de Kolmogorov-Smirnof. Para amostras pequenas (menores do que 30), o teste de Shapiro-Wilk é um dos mais indicados (GHASEMI; ZAHEDIASL, 2012) e normalmente é realizado com nível de significância de 95%. O passo inicial é formular a hipótese nula ( $h_0$ ) e alternativa ( $h_1$ ).

$h_{0, normal}$  = os dados (divergências dos grupos) provêm de uma distribuição normal.

$h_{1, normal}$  = os dados (divergências dos grupos) não provêm de uma distribuição normal.

Todas as análises estatísticas neste trabalho foram realizadas por meio do software *Action*<sup>16</sup>. A interpretação do teste de Shapiro-Wilk depende do p-valor resultante do teste. Com base no nível de significância de 95%, um p-valor  $> 0,05$  conduz à aceitação de  $h_0$  (amostra normal) e um p-valor  $\leq 0,05$  conduz à rejeição de  $h_0$  e à provável aceitação de  $h_1$  (amostra não-normal).

Se  $h_0, normal$  for verdadeira (p-valor  $> 0,05$ ) então a aplicação do Teste T é viável, mas é necessário determinar se as variâncias das amostras são iguais ou diferentes. Para isso foram realizados Testes F – para duas variâncias, também com nível de significância de 95% sobre as amostras. Como no teste de Shapiro-Wilk, o primeiro passo é formular as hipóteses:

$h_{0, var} =$  as variâncias amostrais das divergências dos dois tipos de grupos são iguais.

$h_{1, var} =$  as variâncias amostrais das divergências dos dois tipos de grupos são diferentes.

Também da mesma forma, a interpretação do Teste F depende do p-valor resultante do teste. Com base no nível de significância de 95%, um p-valor  $> 0,05$  conduz à aceitação de  $h_0$  (amostras possuem variâncias iguais) e um p-valor  $\leq 0,05$  conduz à rejeição de  $h_0$  e à provável aceitação de  $h_1$  (amostras possuem variâncias diferentes).

Se as amostras forem consideradas normais com variâncias iguais, é feito um Teste T com amostras independentes e variâncias iguais. Caso contrário, é feito um Teste T com amostras independentes e variâncias diferentes. As hipóteses do Teste T foram formuladas de forma semelhante:

- a)  $h_0 = A$  média das divergências geradas no artefato é igual no grupo experimental e no grupo de controle.
- b)  $h_1 = A$  média das divergências geradas no artefato é menor no grupo experimental do que no grupo de controle (Teste T unicaudal<sup>17</sup>).

A interpretação do Teste T realizado com nível de significância de 95% também é feita de forma semelhante. Um p-valor  $> 0,05$  conduz à aceitação de  $h_0$  e um p-valor  $\leq 0,05$  conduz à rejeição de  $h_0$  e à provável aceitação de  $h_1$ .

Caso contrário, se as amostras forem consideradas não-normais ( $h_1, normal$  for verdadeira, p-valor  $\leq 0,05$ ) então o teste de Mann-Whitney-Wilcoxon (não paramétrico –

<sup>16</sup> <http://www.portaction.com.br/>

<sup>17</sup> O software *Action* permite definir se a hipótese alternativa será diferente, menor que ou maior que, definindo, portanto, se o teste realizado será bicaudal, unilateral à direita ou unilateral à esquerda.

que não supõe nenhuma distribuição para os dados) é aplicado. As hipóteses formuladas e a interpretação do teste são exatamente iguais ao Teste T.

### 3.5.3 Cálculo das Correlações entre os Termos dos Artefatos

Os termos que compõem cada artefato (VI, TS, ET e MC) podem ser analisados comparando-se o quanto dois conjuntos de termos estão correlacionados. Cada artefato pode ser interpretado como uma variável e cada termo do artefato como uma observação dessa variável. A Tabela 3 a seguir mostra um exemplo de quatro artefatos e os seis termos neles observados. O termo T1 por exemplo, foi utilizado apenas por um participante para elaborar o artefato A1, mas foi utilizado por 8 participantes para elaborar o artefato A3.

**Tabela 3 – Exemplo de quatro artefatos como variáveis aleatórias e os termos neles observados.**

	A1	A2	A3	A4
T1	1	2	8	1
T2	5	6	4	1
T3	3	5	5	3
T4	4	6	3	2
T5	8	10	0	5
T6	2	5	4	5

A correlação estatística mede a força e a direção do relacionamento entre duas variáveis aleatórias, ou seja, mede a relação entre duas variáveis. A correlação entre duas variáveis pode ser medida de várias formas, como o coeficiente de correlação de Pearson, Coeficiente de correlação de postos de Spearman e o Coeficiente de correlação tau de Kendall. O mais conhecido é o coeficiente de correlação de Pearson, que mede a correlação linear entre as variáveis. Porém, por ser uma medida paramétrica, Pearson exige que as observações das variáveis siga uma distribuição normal (FILHO; JÚNIOR, 2009). Caso as variáveis não sigam uma distribuição normal, uma medida não-paramétrica como a correlação de postos de Spearman ou tau de Kendall deve ser aplicada. De qualquer forma, a interpretação da correlação entre duas variáveis é basicamente a mesma, varia entre  $-1$  e  $+1$ . Sendo que:

- a)  $-1$  significa uma correlação negativa perfeita entre duas variáveis (isto é, se uma aumenta a outra sempre diminui);
- b)  $+1$  significa que as duas variáveis possuem uma correlação positiva perfeita (isto é, se uma aumenta a outra também aumenta);
- c)  $0$  significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra (mas pode existir uma dependência não linear entre as duas).

Um teste de Shapiro-Wilk foi realizado sobre os valores da Tabela 3, com nível de significância de 95%. Todas as variáveis (A1, A2, A3 e A4) foram consideradas normais ( $p$ -valor  $> 0,05$ ). Dessa forma, a correlação de Pearson pode ser utilizada. A Tabela 4 mostra os coeficientes de Pearson calculados para o exemplo da Tabela 3. Nessa tabela pode-se observar que as variáveis A1 e A2 possuem uma forte correlação positiva (0,96) e que as variáveis A1 e A3 possuem uma forte correlação negativa (-0,90), assim como as variáveis A2 e A3 (-0,98). Já as variáveis A1 e A4 possuem correlação positiva moderada (0,34), assim como as variáveis A2 e A4 (0,58).

**Tabela 4 – Coeficientes de correlação de Pearson para as variáveis A1, A2, A3 e A4.**

	A1	A2	A3	A4
A1	1,00	0,96	-0,90	0,34
A2	0,96	1,00	-0,98	0,58
A3	-0,90	-0,98	1,00	-0,63
A4	0,34	0,58	-0,63	1,00

Um coeficiente de correlação positivo alto para dois artefatos neste caso significa que os conjuntos de termos foram utilizados de forma semelhante para elaborá-los. Em outras palavras, termos muito utilizados em um artefato também foram muito utilizados no outro artefato, e termos pouco utilizados em um artefato também foram pouco utilizados no outro artefato. A correlação também gera uma matriz de p-valores, com um p-valor para cada correlação. Para que os coeficientes de correlação sejam considerados estatisticamente significantes, o p-valor correspondente deve ser menor do que o complemento da significância, ou seja, para uma significância de 95%, as correlações estatisticamente significantes devem ter p-valores menores que 0,05.

Com base nesse aparato metodológico foram então induzidos os termos das folksonomias, realizados os experimentos, e avaliados os resultados. O próximo capítulo mostra os resultados gerados pelos experimentos e as avaliações feitas a respeito deles.

## 4 RESULTADOS

Com base no método de experimentação descrito na seção 3.4.2 foram realizados os seguintes experimentos com alunos dos cursos/série descritos no Quadro 6.

Curso dos participantes	Série	Data do experimento	#Participantes	#Grupos Experimentais	#Grupos de Controle	Grupos	Domínio
Ciência da Computação – UEM	2°	02/2014	29	2	2	1 a 4	<i>Travel</i>
	3°	02/2014	22	2	1	5 a 7	<i>Travel</i>
Informática – UEM	4°	02/2014	17	1	2	8 a 10	<i>Travel</i>
	3°	04/2014	16	2	1	11 a 13	<i>Travel</i>
Pós-Graduação em Ciência da Computação – UEM	-	08/2014	18	1	2	14 a 16	<i>Travel</i>
Engenharia de Produção – UEM	3°	08/2014	9	1	1	17 a 18	<i>Food</i>
Bacharelado em Sistemas de Informação – UTFPR	2°	09/2014	8	1	1	19 a 20	<i>Food</i>
Bacharelado em Sistemas de Informação – UTFPR	3°	04/2015	18	2	1	21 a 23	<i>Food</i>
Ciência da Computação – UEM	5°	04/2015	11	1	1	24 a 25	<i>Food</i>
Ciência da Computação – UEM	2°	04/2015	5	0	1	26	<i>Food</i>
		<b>Total</b>	153	13	13	-	-

**Quadro 6 – Experimentos realizados, cursos e série dos participantes, data do experimento, número de participantes e número de grupos.**

O tipo de grupo ao qual cada participante pertenceu (experimental ou de controle) não foi divulgado aos mesmos. Os grupos foram identificados por números. Os ímpares são grupos experimentais e utilizaram como TS os termos da folksonomia, os pares são os grupos de controle e utilizaram como TS os termos extraídos das páginas Web.

As seções seguintes mostram os resultados obtidos para os domínios “*travel*” e “*food*” respectivamente.

### 4.1 Grupos do domínio “*travel*”

A Tabela 5 mostra os resultados dos experimentos realizados com os 16 primeiros grupos que desenvolveram modelos conceituais para o domínio “*travel*”. A tabela mostra para cada grupo o número de participantes (#Participantes), o número de termos (#Termos)

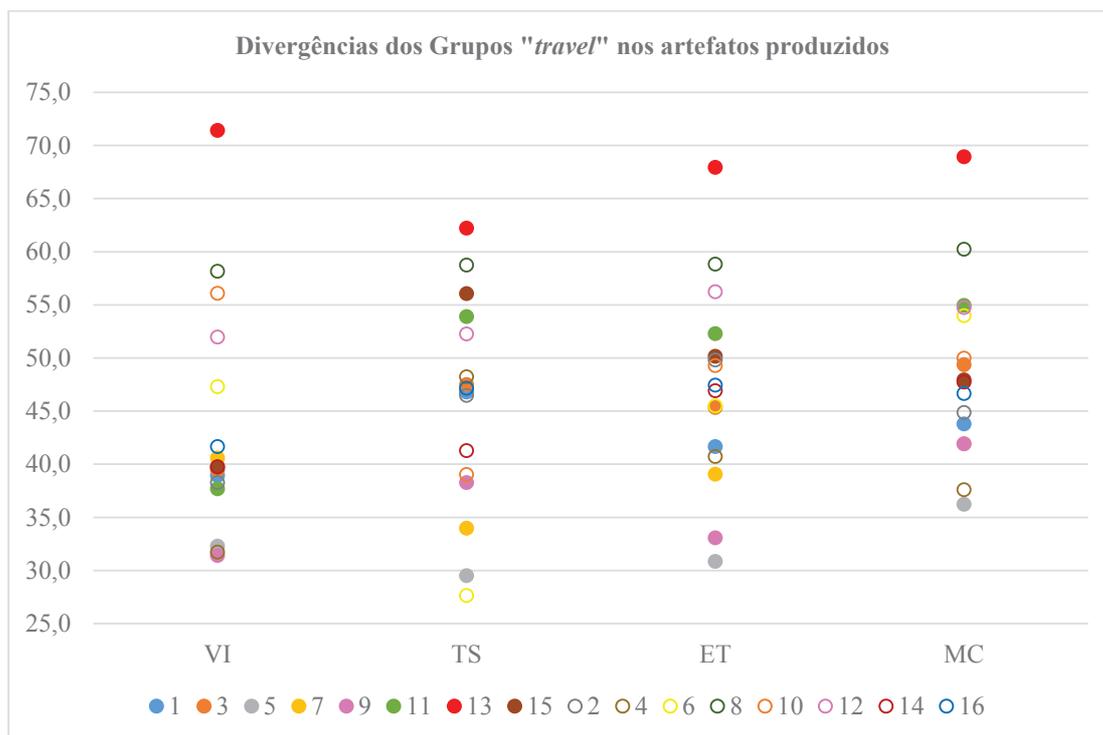
e a divergência normalizada percentual ( $\%d_{norm}$ ) calculada para cada artefato (VI, TS, ET e MC).

**Tabela 5 – Comparação dos grupos experimentais e de controle pelo número de participantes, número de termos e divergências dos grupos de “travel” para os artefatos produzidos nos experimentos.**

	Grupo	# Participantes	#Termos VI	$\% d_{norm}$ VI	#Termos TS	$\% d_{norm}$ TS	#Termos ET	$\% d_{norm}$ ET	#Termos MC	$\% d_{norm}$ MC
Folksonomia (experimental)	1	7	77	39,0	47	46,8	104	41,7	121	43,8
	3	7	65	39,5	47	47,5	86	45,3	83	49,4
	5	8	89	32,3	44	29,5	119	30,9	129	36,2
	7	7	101	40,6	49	34,0	145	39,1	151	41,9
	9	8	66	31,4	47	38,3	102	33,1	87	42,0
	11	6	38	37,7	47	53,9	79	52,3	77	55,0
	13	5	28	71,4	45	62,2	64	68,0	66	68,9
	15	6	57	39,8	44	56,1	95	50,2	82	48,0
	$\bar{x}$	<b>6,8</b>	<b>65,1</b>	<b>41,5</b>	<b>46,3</b>	<b>46,0</b>	<b>99,3</b>	<b>45,1</b>	<b>99,5</b>	<b>48,2</b>
	s	1,0	24,4	12,6	1,8	11,4	25,0	11,9	30,1	10,1
Termos das Páginas Web (controle)	2	7	74	38,3	43	46,5	95	49,8	98	44,9
	4	8	74	31,8	43	48,3	108	40,7	105	37,6
	6	7	62	47,3	47	27,7	104	45,5	100	54,0
	8	5	55	58,2	40	58,8	79	58,9	83	60,2
	10	4	41	56,1	32	39,1	71	49,3	81	50,0
	12	5	25	52,0	22	52,3	40	56,3	42	54,8
	14	6	62	39,8	46	41,3	103	46,9	97	47,8
	16	6	60	41,7	41	47,2	92	47,5	100	46,7
	$\bar{x}$	<b>6,0</b>	<b>56,6</b>	<b>45,6</b>	<b>39,3</b>	<b>45,1</b>	<b>86,5</b>	<b>49,4</b>	<b>88,3</b>	<b>49,5</b>
	s	1,3	16,6	9,3	8,3	9,3	22,7	5,8	20,5	6,9

A Figura 9 mostra a distribuição das divergências geradas nos grupos “travel” para os quatro artefatos produzidos no experimento.

Pode-se observar claramente na Figura 9 que o grupo 13 produziu divergências bem maiores do que os outros grupos, caracterizando-se assim, como um *outlier*. Dessa forma, o grupo 13 foi retirado dos resultados dos grupos “travel”, levando-se em conta apenas os resultados dos outros 15 grupos, sendo 7 deles experimentais e 8 deles de controle.



**Figura 9 – Divergências geradas pelos grupos “travel” nos quatro artefatos produzidos. Os números na legenda abaixo do gráfico representam os grupos. Grupos ímpares (sem preenchimento) são grupos experimentais e grupos pares (preenchidos) são grupos de controle.**

A Tabela 6 mostra os resultados sem o grupo 13. São esses resultados que serão considerados nos testes estatísticos descritos a seguir. Pode-se observar que os grupos experimentais produziram artefatos com um número maior de termos, uma tendência que os experimentos piloto já mostraram (FERREIRA; TACLA; SILVA, 2013). As **divergências médias** (linhas destacadas) são menores para os grupos experimentais em todos os artefatos. Mas os desvios-padrão são grandes, fazendo com que somente a comparação das divergências médias não seja suficiente para concluir que elas são realmente menores nos grupos experimentais. Dessa forma, para uma comparação mais efetiva das médias faz-se necessário a aplicação de um teste estatístico para comparação de duas médias.

Tabela 6 – Divergências geradas nos grupos “travel” sem o Grupo 13 (*outlier*).

	Grupo	# Participantes	# VI	% $d_{norm}$	# TS	% $d_{norm}$	# ET	% $d_{norm}$	# MC	% $d_{norm}$
Folksonomia (experimental)	1	7	77	39,0	47	46,8	104	41,7	121	43,8
	3	7	65	39,5	47	47,5	86	45,3	83	49,4
	5	8	89	32,3	44	29,5	119	30,9	129	36,2
	7	7	101	40,6	49	34,0	145	39,1	151	41,9
	9	8	66	31,4	47	38,3	102	33,1	87	42,0
	11	6	38	37,7	47	53,9	79	52,3	77	55,0
	15	6	57	39,8	44	56,1	95	50,2	82	48,0
	$\bar{x}$	<b>7,0</b>	<b>70,4</b>	<b>37,2</b>	<b>46,4</b>	<b>43,7</b>	<b>104,3</b>	<b>41,8</b>	<b>104,3</b>	<b>45,2</b>
	<i>s</i>	0,8	20,8	3,8	1,8	10,1	22,1	8,1	29,1	6,1
Termos das Páginas Web (controle)	2	7	74	38,3	43	46,5	95	49,8	98	44,9
	4	8	74	31,8	43	48,3	108	40,7	105	37,6
	6	7	62	47,3	47	27,7	104	45,5	100	54,0
	8	5	55	58,2	40	58,8	79	58,9	83	60,2
	10	4	41	56,1	32	39,1	71	49,3	81	50,0
	12	5	25	52,0	22	52,3	40	56,3	42	54,8
	14	6	62	39,8	46	41,3	103	46,9	97	47,8
	16	6	60	41,7	41	47,2	92	47,5	100	46,7
	$\bar{x}$	<b>6,0</b>	<b>56,6</b>	<b>45,6</b>	<b>39,3</b>	<b>45,1</b>	<b>86,5</b>	<b>49,4</b>	<b>88,3</b>	<b>49,5</b>
<i>s</i>	1,3	16,6	9,3	8,3	9,3	22,7	5,8	20,5	6,9	

#### 4.1.1 Aplicação do Teste para Comparação de Duas Médias

Para verificar a **normalidade** das amostras foram realizados testes de Shapiro-Wilk com nível de significância de 95% sobre as divergências da ET e do MC (Tabela 6). As seguintes hipóteses foram definidas:

- $h_{0, normal}$  = os dados (divergências) provêm de uma distribuição normal.
- $h_{1, normal}$  = os dados (divergências) não provêm de uma distribuição normal.

Tabela 7 – P-valores do teste de Shapiro-Wilk obtidos para as amostras das divergências dos Grupos Experimentais e de Controle na ET e no MC dos grupos “travel”.

	P-valores Grupos Experimentais	P-valores Grupos de Controle
ET	0,75	0,69
MC	0,93	0,98

Todos os p-valores calculados para as quatro amostras testadas foram maiores do que 0,05 como mostrado na Tabela 7 fazendo com que  $h_{0, normal}$  seja aceita, ou seja, os dados seguem uma distribuição normal. Dessa forma, o Teste T pode ser aplicado para testar as duas médias.

Para determinar se as **variâncias** das amostras são iguais ou diferentes foram realizados Testes F – para duas variâncias e nível de significância de 95% sobre as amostras da Tabela 6. As seguintes hipóteses foram definidas:

- a)  $h_{0, var}$  = as variâncias das duas amostras de divergências são iguais.
- b)  $h_{1, var}$  = as variâncias das duas amostras de divergências são diferentes.

Para as divergências na ET foi obtido um p-valor = 0,40 > 0,05 fazendo com  $h_{0, var}$  seja aceita, ou seja, as variâncias amostrais no grupo experimental e de controle para as divergências encontradas na ET podem ser consideradas iguais.

Para as divergências no MC foi obtido um p-valor = 0,77 > 0,05 fazendo com  $h_{0, var}$  seja aceita, ou seja, as variâncias amostrais no grupo experimental e de controle para as divergências encontradas no MC também podem ser consideradas iguais.

Desta forma, um **Teste T** para amostras independentes e variâncias iguais foi realizado tanto para a ET quanto para MC. Retomando a hipótese deste trabalho e considerando que influência da folksonomia está sendo avaliada na fase inicial de modelagem, as hipóteses foram desmembradas em:

- a)  $h_{0, elic}$  = A média das divergências geradas nas ETs é igual no grupo experimental e no grupo de controle.
- b)  $h_{1, elic}$  = A média das divergências geradas nas ETs é menor no grupo experimental do que no grupo de controle.
- c)  $h_{0, model}$  = A média das divergências geradas nos MCs é igual no grupo experimental e no grupo de controle.
- d)  $h_{1, model}$  = A média das divergências geradas nos MCs é menor no grupo experimental do que no grupo de controle.

Como as amostras são independentes, foram realizados Teste T para amostras independentes e variâncias iguais, com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, elic}$  e  $h_{1, elic}$  e também  $h_{0, model}$  e  $h_{1, model}$ .

O Teste T realizado para amostras independentes e variâncias iguais com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, elic}$  e  $h_{1, elic}$  resultou em um p-valor = 0,03 < 0,05. Portanto, rejeita-se  $h_{0, elic}$  e aceita-se a hipótese alternativa de que **a média das divergências geradas nas ETs dos grupos experimentais (que utilizaram a folksonomia) pode ser**

**considerada menor do que a média das divergências geradas nas ETs dos grupos de controle.**

Já o Teste T realizado para amostras independentes e variâncias iguais com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, model}$  e  $h_{1, model}$  resultou em um p-valor = 0,11 > 0,05. Portanto, aceita-se  $h_{0, model}$  de que a média das divergências geradas nos grupos experimentais e nos grupos de controle são iguais. Ou seja, **não se pode afirmar que os grupos experimentais geraram números diferentes de divergências nos termos MCs.**

Os resultados também foram gerados sem a formação dos grupos de participantes, ou seja, as divergências foram avaliadas em apenas um grupo experimental e um grupo de controle. A Tabela 8 mostra os resultados calculados dessa forma. Pode-se notar que as divergências geradas para VI, ET e MC nesse caso são menores do que as médias dos grupos mostradas na Tabela 6. Isso acontece devido ao cálculo da divergência ser inversamente proporcional ao número de termos do artefato. Avaliando-se todos os participantes em um mesmo grupo, o número de termos usados no artefato aumenta, e a divergência média diminui. Prova disso é que as divergências em TS são bastante parecidas com as divergências em TS da Tabela 6, pois o número de termos avaliados nesse caso é constante (o conjunto de termos sugeridos tem sempre 50 termos).

**Tabela 8 – Resultado de “travel” divididos em apenas um grupo experimental e um grupo de controle.**

	#Grupos	# Participantes	#Termos VI	% $d_{norm}$ VI	#Termos TS	% $d_{norm}$ TS	#Termos ET	% $d_{norm}$ ET	#Termos MC	% $d_{norm}$ MC
<b>Experimental</b> (Folksonomias)	1	49	338	6,9	49	48,7	359	11,8	401	12,0
<b>Controle</b> (Páginas Web)	1	48	297	8,2	48	47,1	316	14,1	354	12,4

Pode-se notar que a divergência da ET é menor nos grupos experimentais, e bem próxima nos dois tipos de grupos para os termos do MC, assim como mostrou a avaliação estatística da divergência média dos grupos (Tabela 6), reforçando a validade da análise.

#### 4.1.2 *Conhecimento Prévio do Domínio e Reuso dos Termos pelos Participantes*

Antes de apresentar os resultados para a medida do reuso dos termos, uma discussão sobre a influência do conhecimento prévio dos participantes se faz necessária, para mostrar que ele não afetou os resultados.

O conhecimento prévio dos participantes foi coletado quando eles foram convidados a listar termos significativos para o domínio considerando a questão focal, na primeira etapa do experimento, resultando na lista de termos que chamamos de vocabulário inicial (VI). Na Tabela 6 pode-se observar que no VI, a média das divergências geradas nos grupos experimentais são menores do que a média das divergências geradas pelos grupos de controle (37,2% x 45,6%). Isso sugere que os grupos experimentais possuem divergências menores sobre o vocabulário do domínio antes mesmo de conhecerem os TS, e que essa diferença pode ter sido carregada para os outros artefatos, influenciando os valores das divergências, principalmente na ET. Sendo assim, foi realizada uma análise das médias das divergências geradas no VI (também sem o grupo 13) para determinar se elas realmente são maiores nos grupos de controle. Nesse caso, as hipóteses são:

- a)  $h_{0, VI}$  = as médias das divergências geradas no VI são iguais nos grupos experimentais e de controle.
- b)  $h_{1, VI}$  = as médias das divergências geradas no VI são menores nos grupos de experimentais do que nos grupos de

O teste de Shapiro-Wilk mostrou que a amostra do VI nos grupos de controle pode ser considerada normal ( $p\text{-valor} = 0,77 > 0,05$ ), mas a amostra do VI nos grupos experimentais não pode ( $p\text{-valor} = 0,045 < 0,05$ ). Sendo assim, não se pode utilizar o Teste T para comparar as amostras de VI. Por isso, foi realizado um Teste de Mann-Whitney-Wilcoxon (que não supõe nenhuma distribuição para os dados da amostra) com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, VI}$  e  $h_{1, VI}$  que resultou em um  $p\text{-valor} = 0,98 > 0,05$ . Assim, aceita-se  $h_{0, VI}$ , ou seja, as médias das divergências geradas no VI pelos grupos experimentais e de controle são consideradas iguais. Este resultado implica que as diferenças nos valores das divergências da ET e do MC não devem ser consequência dos valores das divergências geradas no VI, já que a média das divergências pode ser considerada igual nos dois grupos.

Para avaliar o reuso dos termos entre TS e ET e entre TS e MC, foi conduzida uma análise de correlação entre os conjuntos de termos listados em cada artefato para os dois tipos de grupos. As duas matrizes simétricas calculadas pelo coeficiente de correlação de Spearman (já que as amostras variáveis não possuem distribuição normal, segundo o teste de Shapiro-Wilk), com significância de 95% para o domínio “*travel*” são mostradas na Tabela 9 e na Tabela 10.

**Tabela 9 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos experimentais (folksonomia) para o domínio “*travel*”.**

	VI	TS	ET	MC
VI	1,00	-0,23	0,41	0,07
TS		1,00	<b>0,56</b>	<b>0,53</b>
ET			1,00	0,61
MC				1,00

Na matriz de p-valores correspondente todos os p-valores são menores que 0,05, exceto a correlação entre VI e MC, para a qual o p-valor é maior que 0,05 e não pode ser considerada estatisticamente significativa.

**Tabela 10 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos de controle (páginas Web) para o domínio “*travel*”.**

	VI	TS	ET	MC
VI	1,00	-0,31	0,41	0,07
TS		1,00	<b>0,56</b>	<b>0,52</b>
ET			1,00	0,67
MC				1,00

A Tabela 9 e a Tabela 10 referentes ao domínio *travel* mostram que a correlação dos termos do VI com a ET (0,41) é menor que a correlação entre TS e ET (0,56) para os dois tipos de grupos. O mesmo ocorre com a influência de VI em MC comparada com a influência de TS em MC. Sendo assim, mesmo com a média das divergências sendo menor no VI dos grupos experimentais do que nos grupos de controle, a influência do VI nos artefatos subsequentes é menor se comparada à influência dos TS. Além disso, a correlação dos termos do TS com a ET e os termos do MC é muito similar em ambos os tipos de grupos, com uma pequena vantagem para os grupos experimentais. Isso significa que TS originado

da folksonomia ou das páginas Web foram reusados igualmente em ambos os tipos de grupos, assim como o VI. As correlações negativas entre VI e TS mostram que os TS dos grupos experimentais (-0,23) apresentaram uma intersecção maior com VI do que os TS dos grupos de controle (-0,31).

## 4.2 Grupos do domínio “food”

A Tabela 11 contém os resultados dos experimentos realizados com os grupos 17 a 26 que desenvolveram modelos conceituais para o domínio “food”. A tabela mostra para cada grupo o número de participantes (#Participantes), o número de termos (#Termos) e a divergência normalizada percentual (% $d_{norm}$ ) calculada para cada artefato (VI, TS, ET e MC).

**Tabela 11 – Comparação dos grupos experimentais e de controle pelo número de participantes, número de termos e divergências dos grupos de “food” para os artefatos produzidos nos experimentos.**

	Grupo	# Participantes	#Termos VI	% $d_{norm}$ VI	#Termos TS	% $d_{norm}$ TS	#Termos ET	% $d_{norm}$ ET	#Termos MC	% $d_{norm}$ MC
Folksonomia (experimental)	17	4	35	57,1	47	30,9	73	45,9	79	60,8
	19	4	45	53,3	45	55,6	81	56,2	84	61,3
	21	6	51	42,5	49	67,3	78	60,7	79	60,3
	23	6	58	40,2	46	60,9	96	56,9	97	49,8
	25	5	64	56,3	48	68,8	97	62,9	104	63,5
	$\bar{x}$	<b>5,0</b>	<b>50,6</b>	<b>49,9</b>	<b>47,0</b>	<b>56,7</b>	<b>85,0</b>	<b>56,5</b>	<b>88,6</b>	<b>59,1</b>
	<i>s</i>	1,0	11,3	7,9	1,6	15,4	10,9	6,5	11,3	5,3
Termos das Páginas Web (controle)	18	5	33	59,1	43	39,5	66	55,3	61	56,6
	20	4	47	55,3	37	39,2	73	51,4	70	57,1
	22	6	59	39,0	45	54,1	77	45,9	73	45,2
	24	6	73	42,9	43	37,2	112	45,8	110	49,1
	26	5	55	55,5	34	58,8	80	60,0	70	62,1
	$\bar{x}$	<b>5,2</b>	<b>53,4</b>	<b>50,4</b>	<b>40,4</b>	<b>45,8</b>	<b>81,6</b>	<b>51,7</b>	<b>76,8</b>	<b>54,0</b>
	<i>s</i>	0,8	14,8	8,8	4,7	9,9	17,8	6,1	19,1	6,8

Novamente, os grupos experimentais produziram artefatos com um número maior de termos, como os grupos experimentais em “travel” e nos experimentos piloto (FERREIRA; TACLA; SILVA, 2013) já tinham mostrado. Porém, diferentemente da Tabela 6, a Tabela 11 mostra que as **divergências médias** (linhas destacadas) são menores nos grupos de controle (exceto em VI). De qualquer forma, os desvios-padrão ainda continuam grandes, fazendo com que somente a comparação das divergências médias não seja

suficiente para concluir que elas são realmente menores nos grupos controle. Dessa forma, aplica-se o Teste T para uma comparação mais efetiva das médias.

#### 4.2.1 Aplicação do Teste para Comparação de Duas Médias

Para verificar a **normalidade** das amostras foram realizados testes de Shapiro-Wilk com nível de significância de 95% sobre as divergências da ET e do MC (Tabela 6). As seguintes hipóteses foram definidas:

- a)  $h_{0, normal}$  = os dados (divergências) provêm de uma distribuição normal.
- b)  $h_{1, normal}$  = os dados (divergências) não provêm de uma distribuição normal.

**Tabela 12 – P-valores do teste de Shapiro-Wilk obtidos para as amostras das divergências dos Grupos Experimentais e de Controle na ET e no MC dos grupos “food”.**

	P-valores Grupos Experimentais	P-valores Grupos de Controle
ET	0,39	0,47
MC	0,035	0,71

Os p-valores calculados para as amostras de ET testadas foram maiores do que 0,05 como mostrado na Tabela 12 fazendo com que  $h_{0, normal}$  seja aceita, ou seja, os dados seguem uma distribuição normal. Dessa forma, o Teste T pode ser aplicado para comparar as médias em ET. Porém, o p-valor calculado para a amostra de MC dos grupos experimentais foi menor que 0,05 (0,035), fazendo com que  $h_{0, normal}$  seja rejeitada, e que  $h_{1, normal}$  seja aceita, ou seja, os dados não seguem uma distribuição normal. Dessa forma, o Teste T não pode ser aplicado às amostras de MC, mas sim o Teste de Mann-Whitney-Wilcoxon (não paramétrico).

Para determinar se as **variâncias** das amostras de ET são iguais ou diferentes foram realizados Testes F – para duas variâncias e nível de significância de 95% sobre as amostras da Tabela 6. As seguintes hipóteses foram definidas:

- a)  $h_{0, var}$  = as variâncias das duas amostras de divergências são iguais.
- b)  $h_{1, var}$  = as variâncias das duas amostras de divergências são diferentes.

Para as divergências na ET foi obtido um p-valor = 0,90 > 0,05 fazendo com  $h_{0, var}$  seja aceita, ou seja, as variâncias amostrais no grupo experimental e de controle para as divergências encontradas na ET podem ser consideradas iguais.

Retomando a hipótese deste trabalho e considerando que influência da folksonomia está sendo avaliada na fase inicial de modelagem, as hipóteses foram desmembradas em:

- a)  $h_{0, elic}$  = A média das divergências geradas nas ETs é igual no grupo experimental e no grupo de controle.
- b)  $h_{1, elic}$  = A média das divergências geradas nas ETs é menor no grupo experimental do que no grupo de controle.
- c)  $h_{0, model}$  = A média das divergências geradas nos MCs é igual no grupo experimental e no grupo de controle.
- d)  $h_{1, model}$  = A média das divergências geradas nos MCs é menor no grupo experimental do que no grupo de controle.

Como as amostras são independentes, foi realizado um Teste T para amostras independentes e variâncias iguais, com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, elic}$  e  $h_{1, elic}$  que resultou em um p-valor = 0,87 > 0,05. Assim, aceita-se  $h_{0, elic}$  de que a média das divergências geradas nos grupos experimentais e nos grupos de controle são iguais em ET. Ou seja, **não se pode afirmar que os grupos experimentais e de controle geraram números diferentes de divergências nas ETs.**

O Teste de Mann-Whitney-Wilcoxon realizado para amostras independentes com significância de 95% para as hipóteses  $h_{0, model}$  e  $h_{1, model}$  resultou em um p-valor = 0,92 > 0,05. Portanto, aceita-se  $h_{0, model}$  de que a média das divergências geradas nos grupos experimentais e nos grupos de controle são iguais. Ou seja, **não se pode afirmar que os grupos experimentais e de controle geraram números diferentes de divergências nos MCs.**

**Tabela 13 – Resultado de “food” divididos em apenas um grupo experimental e um grupo de controle.**

	#Grupos	# Participantes	#Termos VI	% $d_{norm}$ VI	#Termos TS	% $d_{norm}$ TS	#Termos ET	% $d_{norm}$ ET	#Termos MC	% $d_{norm}$ MC
<b>Experimental</b> (Folksonomias)	1	25	179	14,1	50	62,5	187	29,3	196	29,5
<b>Controle</b> (Páginas Web)	1	26	161	15,4	47	44,2	188	24,4	198	21,8

A Tabela 13 mostra os resultados calculados em apenas um grupo experimental e um grupo de controle. Assim como na Tabela 8, as divergências geradas nesse caso são menores do que as médias dos grupos mostradas na Tabela 11.

Pode-se notar que a divergência é menor nos grupos de controle tanto na ET quanto nos termos do MC, reforçando a validade da análise estatística que aceitou  $h_0$  e rejeitou  $h_1$ .

#### 4.2.2 *Conhecimento Prévio do Domínio e Reuso dos Termos pelos Participantes*

Diferentemente das divergências de VI produzidas para o domínio “*travel*”, as divergências produzidas para o domínio “*food*” nos grupos experimental e de controle são muito similares (49,9% x 50,4%), assim como os desvios-padrão (8,0 x 8,8), o que não justifica um refinamento na análise da influência do conhecimento prévio do domínio nos artefatos subsequentes.

Para avaliar o reuso dos termos entre TS e ET e entre TS e MC, foi conduzida uma análise de correlação entre os conjuntos de termos listados em cada artefato para os grupos experimentais de controle. As duas matrizes simétricas calculadas pelo coeficiente de correlação de Spearman, com significância de 95% para o domínio “*food*” são mostradas na Tabela 14 e na Tabela 15. Na matriz de p-valores correspondente todos os p-valores são menores que 0,05, exceto a correlação entre VI e MC, para a qual o p-valor é maior que 0,05 e não pode ser considerada estatisticamente significativa.

**Tabela 14 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos experimentais (Folksonomia) para o domínio “*food*”.**

	VI	TS	ET	MC
VI	1,00	-0,44	0,16	0,05
TS		1,00	<b>0,68</b>	<b>0,68</b>
ET			1,00	0,87
MC				1,00

**Tabela 15 – Matriz de Correlação de Spearman para os termos presentes nos artefatos produzidos pelos grupos de controle (páginas Web) para o domínio "food".**

	VI	TS	ET	MC
VI	1,00	-0,23	0,48	0,39
TS		1,00	<b>0,58</b>	<b>0,51</b>
ET			1,00	0,81
MC				1,00

Contrariamente ao domínio “*travel*”, as correlações negativas entre VI e TS mostram que os TS dos grupos de controle (-0,23) apresentaram uma intersecção maior com VI do que os TS dos grupos experimentais (-0,44). Isso parece influenciar a correlação entre VI e ET nesse caso, a qual é menor nos grupos experimentais (0,16) do que de controle (0,48), reforçando a conclusão de que os TS são mais utilizados em ET e MC do que os termos do VI.

A correlação entre TS e ET é maior nos grupos experimentais do que nos grupos de controle, para o domínio “*food*”. Podemos interpretar que os participantes foram influenciados por TS, considerando os termos úteis para os artefatos subsequentes. Isto é confirmado pela forte correlação entre TS e MC, a qual é maior nos grupos experimentais (0,68) do que nos grupos de controle (0,51).

### 4.3 Facilidade de Uso

Depois de completar o experimento de modelagem, os participantes responderam o questionário mostrado no Quadro 2. As respostas desse questionário foram sumarizadas e são mostradas no Apêndice D. Nesta seção, foram sumarizados os resultados das questões relacionadas à medida de facilidade de modelagem para os dois domínios na Tabela 16, e para facilitar a comparação, foram adicionados os valores superior e inferior em relação ao valor central da escala de Likert. Essa tabela mostra que para cada questão, os grupos experimentais tiveram mais dificuldade na elicitación e construção do mapa conceitual, enquanto perceberam que o TS vindo da folksonomia foi ligeiramente mais útil do que os grupos de controle.

**Tabela 16 – Sumário das respostas das questões relacionadas à medida de facilidade de modelagem.**

Questão	Folksonomia	Páginas Web	Média
A lista de termos sugeridos para este domínio foi útil na elaboração da lista de termos elicitados e/ou do modelo?	62,1% <b>31,15%</b> 6,8%	59,35% <b>30,95%</b> 9,7%	60,73% muita utilidade <b>31,05% média utilidade</b> 8,25% nenhuma utilidade
Você teve alguma dificuldade no processo de elicitação de termos?	61,3% <b>26,7%</b> 12,0%	65,7% <b>27,1%</b> 7,1%	63,4% nenhuma dificuldade <b>26,9% média dificuldade</b> 9,7% muita dificuldade
Você teve alguma dificuldade na construção do mapa conceitual?	54,7% <b>25,3%</b> 20,0%	61,4% <b>22,9%</b> 15,7%	57,9% nenhuma dificuldade <b>24,1% média dificuldade</b> 17,9% muita dificuldade

Uma possível interpretação é que os termos vindos da folksonomia não são os esperados (VI), como sendo numericamente observados para o domínio “*food*” na correlação entre VI e TS (Tabela 14). Isso foi observado também no experimento para o domínio “*travel*” embora as correlações entre VI e TS para os dois grupos sejam mais próximas. Durante o experimento notou-se também que os termos da folksonomia foram novos para alguns participantes. Por exemplo, o termo “*couchsurfing*”<sup>18</sup> foi alvo de comentários de alguns participantes que nunca tinham ouvido falar dele antes; de qualquer forma, ele foi considerado útil pelos participantes. A folksonomia fornece termos que são apresentados na linguagem falada, mas que ainda não se tornaram comuns em textos escritos. Esses termos algumas vezes representam novas aplicações ou tendências, assim como “*geocaching*”<sup>19</sup>.

<sup>18</sup> Segundo a *Wikipedia*, *couchsurfing* ou “*surf* de sofá” é um serviço de hospitalidade com base na *Internet*, no qual as pessoas podem trocar alojamento. Enquanto anfitrião, um membro oferece o alojamento a seu bel-prazer; não é necessário alojar, mas obviamente que é encorajado. Enquanto *surfer* (convidado), o viajante pode procurar e pedir alojamento para o seu destino. O alojamento é inteiramente consensual e gratuito entre o anfitrião e o convidado, a duração, a natureza e os termos para a estadia do convidado são acordados a priori para satisfazer ambas as partes.

<sup>19</sup> Segundo o site oficial <http://www.geocaching.com/> - *Geocaching* é uma atividade no mundo real, uma caça ao tesouro ao ar livre. Os seus praticantes tentam encontrar pequenos recipientes, chamados *geocaches*, usando receptores de GPS e partilhando as suas experiências na *Internet*.

## 5 CONCLUSÃO

O objetivo desse estudo foi investigar a influência da folksonomia na eficiência do processo de modelagem conceitual. Para isso, este estudo focou principalmente na das divergências geradas pela modelagem conceitual usando termos das folksonomias e usando como *baseline* os termos extraídos de textos baseados em frequência. Além disso, foram usadas as seguintes medidas de eficiência além das divergências: facilidade percebida na execução da tarefa de criação do modelo e a reutilização dos termos entre os diferentes artefatos (VI, TS, ET e MC). Além dos resultados experimentais e da sua análise, esse estudo contribuiu para a definição de uma medida para a comparação da eficiência baseada na minoria divergente e na definição da metodologia de análise estatística dos dados coletados que pode ser reutilizada em estudos semelhantes.

Um método de indução de folksonomias baseado no modelo tripartite (usuário-recurso-*tag*) de Mika (2007) foi proposto, implementado e utilizado. As folksonomias resultantes foram avaliadas por meio de experimentos de modelagem conceitual envolvendo 153 participantes divididos em 13 grupos experimentais (que usaram a folksonomia) e 13 grupos de controle (que usaram os termos das páginas Web).

As divergências geradas em todos os grupos foram calculadas e, seguindo a análise estatística, pode-se afirmar que, baseados nos resultados dos Testes T e de Mann–Whitney–Wilcoxon, as divergências médias na ET, antes de produzir os modelos em si, são menores nos grupos experimentais do que nos grupos de controle para o domínio “*travel*” e comparável no domínio “*food*”. Em relação aos termos selecionados para compor os mapas conceituais, não se pode afirmar que as divergências geradas nos dois tipos de grupos são diferentes. É provável que isso tenha acontecido porque a ET não foi discutida colaborativamente entre os atores dos grupos, antes deles desenvolverem os mapas conceituais, o que aconteceria em uma situação real. Assim, como a tendência é que os participantes utilizem um subconjunto da ET para desenvolver o modelo, participantes do mesmo grupo parecem ter escolhido subconjuntos de termos diferentes para compor os MC individuais.

Embora a intuição da autora deste trabalho era de que as divergências seriam menores para os grupos experimentais, o que foi parcialmente reforçado pelos primeiros

experimentos para o domínio “*travel*”, os resultados para o domínio “*food*” não confirmaram essa intuição. Os resultados para o domínio “*food*” são similares nos grupos experimentais e de controle. É provável que isso seja resultado da intersecção dos termos nas duas listas de TS (folksonomia e páginas Web). Aproximadamente um terço dos termos (17/50) são idênticos, o que pode explicar os resultados similares das divergências que foram obtidas para os grupos de controle e experimental. Uma busca pela intersecção de termos nas duas listas de TS para o domínio “*travel*” mostra apenas seis termos idênticos (6/50). Assim, as duas listas de TS para o domínio “*travel*” tem mais termos diferentes do que aquelas para o domínio “*food*”, e os resultados mostraram que as divergências médias para o domínio “*travel*” na ET foram menores nos grupos experimentais do que nos grupos de controle. De qualquer forma, como os experimentos realizados até agora contemplaram apenas esses dois domínios, este relacionamento entre número de termos diferentes e divergências geradas precisa ser confirmado.

Matrizes de correlação foram calculadas entre os termos usados em cada artefato e para cada grupo para avaliar a reutilização dos termos no processo de modelagem. Essa análise permite a conclusão de que os TS (tanto da folksonomia quanto das páginas Web) tem uma influência maior na ET e no MC do que os termos do VI. Assim, o conhecimento anterior dos participantes sobre o domínio foi controlado com sucesso. Isso pode ser interpretado como a influência positiva na eficiência do processo de modelagem. Quando os termos permanecem entre os diferentes artefatos de modelagem, isso reduz o tempo e o esforço necessários para explicações, discussões e negociações quando os participantes deliberam sobre a incluir, descartar, ou a modificar termos. A reutilização dos TS nos artefatos subsequentes também pode ser uma evidência de que os participantes foram influenciados pelos termos por não serem especialistas nem em modelagem, nem no domínio. Seria interessante repetir os mesmos experimentos com modeladores experientes, tanto no domínio e quanto no processo de modelagem, para avaliar se a reutilização da ST na ET e no MC é comparável com os resultados apresentados neste estudo.

A análise da facilidade percebida na tarefa de modelagem mostrou que participantes dos grupos de controle classificaram a facilidade de elicitar termos e construir o mapa conceitual ligeiramente maior do que os grupos experimentais. De qualquer forma, os mesmos grupos classificaram a utilidade dos TS ligeiramente maior. Considerando que a

diferença é pequena, podemos afirmar que o uso de folksonomias não apresenta dificuldades adicionais (que poderiam ter um efeito negativo sobre a eficiência) no processo de modelagem. Como o método de modelagem foi exatamente o mesmo para ambos os grupos, acredita-se que as melhores classificações atribuídas pelos grupos de controle dependem dos níveis ligeiramente diferentes da habilidade em modelagem.

Como conclusão geral, os experimentos fornecem evidências de que o uso das folksonomias como entrada para modelagem conceitual é pelo menos tão eficaz quanto o uso dos termos extraídos das páginas da Web. Considerando somente a medida de reutilização dos termos, as folksonomias podem ser consideradas ligeiramente vantajosas.

Do ponto de vista prático, é importante notar que dado o mesmo número de recursos textuais, o tamanho da entrada para a parte automática do processo da abordagem proposta é menor do que as outras abordagens usando corpora de texto, pois os termos relevantes já foram escolhidos pelos usuários na forma de *tags*. Assim, é possível reduzir o tempo consumido pela fase de pré-processamento de texto (a qual inclui *tokenização*, retirada de *stop words*, lematização ou *stemming*, identificação de *n*-gramas, contagem de frequência, entre outros) quando trabalhamos com as folksonomias.

Mesmo não sendo o objetivo deste estudo avaliar a eficácia das técnicas de modelagem (a qualidade dos modelos), podemos dizer que os participantes de ambos os tipos de grupos classificaram seu nível de confiança na qualidade da ET e do MC que eles elaboraram de forma comparável (ver Apêndice D, em particular as perguntas “Qual é a sua opinião sobre o mapa conceitual que você elaborou?” e “Qual é a sua opinião sobre a lista de termos eliciados você elaborou?”).

Assim, na prática, se os *stakeholders* tiverem que decidir entre diferentes fontes de dados para explorar um novo domínio e construir um modelo conceitual, eles podem escolher as folksonomias. Há um fato interessante sobre folksonomias que merece uma investigação mais aprofundada. Notamos que folksonomias têm uma tendência a apresentar novos termos que aparecem na língua falada, mas que não são usados com frequência em textos escritos, o que pode ser muito útil para a construção do modelo conceitual. Muitos dos termos demoram a fazer parte de dicionários ou tesouros, mas assim que começam a ser utilizados por uma comunidade que utiliza o STC, estes termos começam a fazer parte da folksonomia.

Como produtos desta tese, materiais e instrumentos que foram utilizados para a realização dos experimentos, salienta-se a disponibilização das bases de testes utilizadas, dos questionários e dos algoritmos desenvolvidos.

## 6 LIMITAÇÕES

Em relação às limitações deste trabalho, os resultados foram influenciados pelas particularidades dos dois domínios “*travel*” e “*food*”. No entanto, a realização de experimentos com mais de um domínio, além de não ser muito comum na literatura, produziu resultados consistentes. Além disso, nem todos os domínios possuem dados nos sistemas baseados em *tagging*, o que limita a aplicação do método de indução e o consequente uso dos termos extraídos. De qualquer forma, com a disseminação da *Internet* como meio de comunicação e compartilhamento de dados e dos dispositivos móveis de acesso à *Web*, é inevitável que o número de usuários e dados nestes sistemas cresça, contemplando cada vez mais domínios ainda inexistentes.

Embora os participantes dos experimentos possuam histórico cultural muito semelhante, o mesmo nível de escolaridade, e a mesma língua, não se pode assumir que, quando eles usam os mesmos termos se referem aos mesmos significados. Outras abordagens são necessárias para este assunto. A avaliação psicométrica (VAN DER LINDEN *et al.*, 2012), e os testes de aprendizagem ativa podem ser usados para identificar possíveis divergências nos significados transmitidos. Neste estudo, considerando o interesse em avaliar a eficiência do processo de modelagem, podemos dizer que, se duas pessoas usam os mesmos termos em um determinado contexto (definido pelas questões de foco), é muito provável que haja um significado comum pretendido.

A respeito do método de indução, o domínio está representado por apenas um termo. Uma representação mais precisa pode ser feita com base em mais de um termo. Para isso, o método de indução tem que ser remodelado para permitir a entrada e uso de múltiplos termos que representam o domínio.

## 7 TRABALHOS FUTUROS

Outro aspecto que deve ser investigado é se o método de indução de folksonomia influencia o número de divergências na especificação do modelo conceitual. Para fazer isso, outras abordagens consolidadas na literatura devem ser implementadas e os resultados devem ser comparados aos resultados do método de indução proposto neste trabalho.

Além de avaliar a folksonomia como vocabulário compartilhado (um conjunto de termos), seria importante avaliá-la como um grafo de *tags*, ou seja, avaliar os relacionamentos entre as *tags* além das próprias *tags*. Usando apenas os dados STC, é impossível saber qual é a relacionamento entre duas *tags*, mas pode-se avaliar se as relações existentes no folksonomia realmente existem e se são aceitáveis para o domínio, mesmo que essas relações não sejam rotuladas ou definidas como elas são nas ontologias.

Outra melhoria seria avaliar a eficácia do uso de folksonomias na modelagem conceitual. O foco seria sobre a qualidade do modelo produzido, tanto na tarefa de criação de modelos quanto na tarefa de leitura do modelo. As seguintes avaliações complementarariam este trabalho:

- Avaliação de eficiência em uma tarefa de leitura de modelo (interpretação)
- Avaliação da eficácia em tarefas de criação e interpretação de modelo com foco no produto (o modelo) ou no processo de modelagem conceitual.

O processo de limpeza *tags* e o processo de extração termos de páginas Web podem ser melhorados, incluindo a extração de bigramas nesse último. Outras alterações que podem melhorar o método de indução de folksonomias incluem: i) a representação do domínio desejado deve permitir um conjunto de termos, em vez de apenas um (isso permitirá que o domínio seja melhor especificado); e ii) uma análise da estabilidade de *tags*, como descrita em Robu et al. (2009), deve ser incluída na análise que determina se existem dados suficientes na base de dados de *tagging* para produzir uma folksonomia com termos significativos para o domínio. Até agora, esta análise está sendo feita com base em dados puramente quantitativos. Em Robu et al. (2009) os autores tentam encontrar recursos para os quais o vocabulário de *tags* se estabilizou ao longo do tempo e, portanto, pode ser estável para um domínio. Para que esta análise seja feita, a base de dados precisaria possuir também a data em que a categorização foi realizada. Desta forma, a análise da base de dados

realizada na primeira etapa do algoritmo de indução deixaria de ser puramente quantitativa, para focar na natureza coletiva do processo de *tagging*.

Em relação ao método de experimentação e os resultados dele, seria interessante realizar experimentos para outros domínios a fim de verificar a relação entre o número de termos idênticos nos dois conjuntos de TS e as divergências geradas. Uma análise da folksonomia baseado em clusterização também pode ser válida para determinar o quanto um domínio é abrangente ou ambíguo. Neste trabalho, desde os experimentos piloto, percebeu-se que os participantes tinham um foco comum no domínio “*travel*”, mas não no domínio “*food*”. Os termos descritos em VI mostram que “*food*” é um domínio bastante ambíguo, mesmo com a questão foco sendo colocada. Também seria interessante realizar experimentos no mesmo formato deste trabalho, mas com especialistas em modelagem e/ou especialistas no domínio, a fim de verificar se os TS exercem a mesma influência que exerceram sob os participantes novatos dos experimentos deste estudo. Além disso, realizar experimentos em domínios mais realísticos pode tornar a metodologia de uso das folksonomias mais evidente.

## REFERÊNCIAS

- AGARWAL, Ritu; DE, Prabuddha; SINHA, Atish P. Comprehending Object and Process Models: An Empirical Study. **IEEE Transactions on Software Engineering** v. 25, n. 4, p. 541–556 , 1999. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/abstractAuthors.jsp?arnumber=799953>>.0098-5589.
- AGARWAL, Ritu; SINHA, Atish P.; TANNIRU, Mohan. Cognitive Fit in Requirements Modeling: A Study of Object and Process Methodologies. **Journal of Management Information Systems** v. 13, n. 2, p. 137–162 , 1996. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/40398219>%5Cnhttp://www.jstor.org/stable/pdfplus/40398219.pdf?acceptTC=true>.0742-1222.
- ALVES, Hugo; SANTANCHÈ, André. Folksonomized ontology and the 3E steps technique to support ontology evolution. **Journal of Web Semantics** v. 18, n. 1, p. 19–30 , ago. 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1570826812000789>>. Acesso em: 9 set. 2013.
- ANDERSON, John R *et al.* An Integrated Theory of the Mind. **Psychological Review** v. 111, n. 4, p. 1036–1060 , 2004.
- BATRA, Dinesh; HOFFLER, Jeffrey A.; BOSTROM, Robert P. Comparing representations with relational and EER models. **Communications of the ACM** v. 33, n. 2, p. 126–139 , 1990.0001-0782.
- BEGELMAN, Grigory; KELLER, Philipp; SMADJA, Frank. Automated Tag Clustering: Improving search and exploration in the tag space. 2006, Edinburgh, Scotland: [s.n.], 2006. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.120.5736&rep=rep1&type=pdf>>.
- BODART, F *et al.* Should Optional Properties Be Used in Conceptual Modeling? A Theory and Three Empirical Tests. **Information Systems Research** v. 12, n. 4, p. 383–405 , 2001.
- BROSEY, Margaret; SHNEIDERMAN, Ben. Two experimental comparisons of relational and hierarchical database models. **International Journal of Man-Machine Studies** v. 10, n. 6, p. 625–637 , 1978. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020737378800248>>.0020-7373.
- BUITELAAR, Paul; CIMIANO, Philipp; MAGNINI, Bernardo. Ontology Learning from Text : An Overview. **Ontology Learning from Text: Methods, Applications and Evaluation**. [S.l: s.n.], 2005a. p. 3–12.
- BUITELAAR, Paul; CIMIANO, Philipp; MAGNINI, Bernardo. **Ontology Learning from**

**Text: Methods, Evaluation and Applications.** [S.l: s.n.], 2005b. 180 p. 123 v. .1586035231.

BURTON-JONES, Andrew; MESO, P. How good are these UML diagrams? An empirical test of the Wand and Weber good decomposition model. **Proceedings of the 23rd International Conference on Information Systems** n. Johnson, p. 101–114 , 2002.

Disponível em:

<<http://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1102&context=icis2002>>.

CANTADOR, Iván; KONSTAS, Ioannis; JOSE, Joemon M. Categorising social tags to improve folksonomy-based recommendations. **Journal of Web Semantics** v. 9, n. 1, p. 1–15 , 2011.

CASTRO, Alexander Garcia *et al.* The use of concept maps during knowledge elicitation in ontology development processes--the nutrigenomics use case. **BMC bioinformatics** v. 7, p. 267 , 2006.

CATTUTO, Ciro *et al.* Semantic Grounding of Tag Relatedness in Social Bookmarking Systems. 2008, [S.l.]: Springer-Verlag, 2008. p.1–16.

CHEN, Wen-hao *et al.* Generating ontologies with basic level concepts from folksonomies.

**Procedia Computer Science** v. 1, n. 1, p. 573–581 , maio 2010. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050910000621>>. Acesso em: 5 abr. 2013.

CIMIANO, Philipp. **Ontology Learning and Population from Text: Algorithms, Evaluation and Applications.** New York, New York, USA: Springer-Verlag, 2006. .

CLARK, Malcolm *et al.* Automatically structuring domain knowledge from text: An overview of current research. **Information Processing & Management** v. 48, n. 3, p. 552–568 , maio 2012. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306457311000720>>. Acesso em: 12 abr. 2012.

DAMME, Céline Van; HEPP, Martin; SIORPAES, Katharina. FolksOntology: An Integrated Approach for Turning Folksonomies into Ontologies. 2007, [S.l: s.n.], 2007. p.57–70. Disponível em:

<<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.67.6592&rep=rep1&type=pdf>>.

ECHARTE, Francisco *et al.* Ontology of Folksonomy: A New Modeling Method. 2007, [S.l: s.n.], 2007.

ESPAÑA, Sergio; RUIZ, Marcela; GONZÁLEZ, Arturo. Systematic derivation of conceptual models from requirements models: a controlled experiment. 2012, [S.l: s.n.], 2012. p.1–12. 9781457719387. .

FERREIRA, Josiane M. P.; TACLA, Cesar Augusto; SILVA, Sérgio R. P. Da. Método para Avaliação de Folksonomias como Conceitualizações Compartilhadas na Especificação Colaborativa de Modelos Conceituais. 2013, [S.l.]: Brazilian Computer Society, 2013. p.64–71. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2542508&picked=prox>>. 9788576692805. .

FILHO, Dalson Britto Figueiredo; JÚNIOR, José Alexandre Da Silva. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ). **Revista Política Hoje** v. 18, n. 1, p. 115–146 , 2009.

GEMINO, Andrew; WAND, Yair. A framework for empirical evaluation of conceptual modeling techniques. **Requirements Engineering** v. 9, n. 4, p. 248–260 , 15 out. 2004. Disponível em: <<http://www.springerlink.com/index/10.1007/s00766-004-0204-6>>. Acesso em: 13 mar. 2013.

GEMINO, Andrew; WAND, Yair. Evaluating Modeling Techniques Based on Models of Learning. **Communications of the ACM - Service-oriented computing** v. 46, n. 10, p. 79–84 , 2003. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/944217.944243>%5Cn[http://dl.acm.org/ft\\_gateway.cfm?id=944243&type=pdf](http://dl.acm.org/ft_gateway.cfm?id=944243&type=pdf)>.0001-0782.

GHASEMI, Asghar; ZAHEDIASL, Saleh. Normality Tests for Statistical Analysis: A Guide for Non-Statisticians. **International Journal of Endocrinology and Metabolism** v. 10, n. 2, p. 486–489 , 2012. Disponível em: <[http://endometabol.com/?page=article&article\\_id=3505](http://endometabol.com/?page=article&article_id=3505)>.9821224024.

GOLDER, Scott A; HUBERMAN, Bernardo A. The Structure of Collaborative Tagging Systems. **Journal of Information Science** v. 32, n. 2, p. 198–208 , 2006.

GRUBER, Tom. Collective knowledge systems: Where the Social Web meets the Semantic Web. **Journal of Web Semantics** v. 6, n. 1, p. 4–13 , dez. 2007. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1570826807000583>>.

GRUBER, Tom. Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. **International Journal of Human-Computer Studies** v. 43, n. 5–6, p. 907–928 , nov. 1995. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/doi/10.1006/ijhc.1995.1081>>.

GUARINO, Nicola. Formal Ontology and Information Systems. 1998, Trento, Italy: IOS Press, 1998. p.3–15. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.29.1776&rep=rep1&type=pdf>>.

GUIZZARDI, Giancarlo. **Ontological Foundations for Structural Conceptual Models**. Phd Thesis. University of Twente, Enschede, 2005. 416 p. Disponível em: <<http://doc.utwente.nl/50826/>>. Acesso em: 17 jun. 2015.

HALPIN, Harry; ROBU, Valentin; SHEPERD, Hana. The complex dynamics of collaborative tagging. 2007, Banff, Alberta, Canada.: ACM New York, 2007. p.211–220.

HEYMANN, Paul; GARCIA-MOLINA, Hector. **Collaborative creation of communal hierarchical taxonomies in social tagging systems. InfoLab Technical Report. Computer Science Department, Stanford University** [S.l.: s.n.], 2006. Disponível em: <<http://ilpubs.stanford.edu:8090/775/1/2006-10.pdf>>. Acesso em: 20 maio 2013.

HOTH, Andreas *et al.* Information Retrieval in Folksonomies: Search and Ranking. 2006, [S.l.]: Springer, 2006. p.411–426. Disponível em: <<http://www.kde.cs.uni-kassel.de/stumme/papers/2006/hoth2006information.pdf>>.

JARVENPAA, S L; MACHESKY, J J. Data analysis and learning: an experimental study of data modeling tools. **International Journal of Man-Machine Studies** v. 31, n. 4, p. 367–391, 1989. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0024755401&partnerID=40&md5=2caeb964f6b1e65fbad5468c3f5052b2>>.

JÄSCHKE, Robert; HOTH, Andreas; *et al.* Discovering shared conceptualizations in folksonomies. **Journal of Web Semantics** Definição de personomia e folksonomia, v. 6, n. 1, p. 38–53, fev. 2008. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1570826807000546>>.

JÄSCHKE, Robert; MARINHO, Leandro; *et al.* Tag Recommendations in Social Bookmarking Systems. **AI Communications** v. 21, n. 4, p. 231–247, 2008.

JENSEN, Rasmus Eskild; BJØRN, Pernille. Divergence and convergence in global software development: Cultural complexities as social worlds. 2012, [S.l.]: Springer London, 2012. p.123–136. 9781447140924. .

KALIVA, Eleni *et al.* Comparative Analysis of Conceptual and Domain Models. **White papers of comparative analysis performed Performed by eGovPoliNet partners (Annexes to D4.2)** n. Figure 1, p. 1–14, 2014. Disponível em: <[http://www.policy-community.eu/results/annexes-to-d4.2/annex-ii.4-to-d4.2-comparative-analysis-of-conceptual-and-domain-models/at\\_download/file](http://www.policy-community.eu/results/annexes-to-d4.2/annex-ii.4-to-d4.2-comparative-analysis-of-conceptual-and-domain-models/at_download/file)>.

KENDAL, Simon; CREEN, Malcolm. **An Introduction to Knowledge Engineering**. New York, NY, US: Springer-Verlag, 2007. 287 p. .978-1-84628-667-4.

KIM, Jimwoo; HAHN, Jungpil; HAHN, Hyungmee. How Do We Understand a System with (So) Many Diagrams? Cognitive in Diagrammatic Processes Integration Reasoning. **Information Systems Research** v. 11, n. 3, p. 284–303, 2014.1526-5536.

KIM, Young-Gul; MARCH, Salvatore T. Comparing data modeling formalisms. **Communications of the ACM** v. 38, n. 6, p. 103–115, 1995. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=203241.203265%5Cnpapers3://publication/doi/10.1145/203241.203265>>.00010782.

- KÖRNER, Christian *et al.* Stop Thinking, Start Tagging: Tag Semantics Emerge from Collaborative Verbosity. 2010, [S.l: s.n.], 2010. p.521–530. 9781605587998. .
- LIN, Hauairen; DAVIS, Joseph; ZHOU, Ying. An Integrated Approach to Extracting Ontological Structures from Folksonomies. 2009, Creta, Grécia: Springer-Verlag, 2009. p.654–668.
- MAEDCHE, Alexander; STAAB, Steffen. Discovering conceptual relations from text. 2000a, [S.l: s.n.], 2000. p.321–325. Disponível em: <<http://www.ece.uc.edu/~mazlack/ECE.716.Sp2010/Semantic.Web.Ontology.Papers/maedche00discovering.pdf>>.
- MAEDCHE, Alexander; STAAB, Steffen. Ontology Learning for the Semantic Web. **IEEE Intelligent Systems** v. 16, n. 2, p. 72–79 , 2001. Disponível em: <<http://ceur-ws.org/Vol-40/maedche+staab.pdf>>.
- MAEDCHE, Alexander; STAAB, Steffen. Semi-Automatic Engineering of Ontologies from Text. 2000b, [S.l: s.n.], 2000. p.231–239.
- MARKINES, Benjamin *et al.* Evaluating Similarity Measures for Emergent Semantics of Social Tagging. 2009, [S.l: s.n.], 2009. p.641–650. 9781605584874. .
- MATHES, Adam. **Folksonomies - Cooperative Classification and Communication Through Shared Metadata. Graduate School of Library and Information Science - University of Illinois Urbana-Champaign** Illinois: [s.n.], 2004. Disponível em: <<http://www.adammathes.com/academic/computer-mediated-communication/folksonomies.html>>. Acesso em: 16 nov. 2014.
- MIKA, Peter. Ontologies are us: A unified model of social networks and semantics. **Journal of Web Semantics** v. 5, n. 1, p. 5–15 , mar. 2007. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1570826806000552>>.
- MOODY, Daniel L. Theoretical and practical issues in evaluating the quality of conceptual models: current state and future directions. **Data & Knowledge Engineering** v. 55, n. 3, p. 243–276 , dez. 2005. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169023X04002307>>. Acesso em: 28 fev. 2013.
- NEWMAN, M E J. Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. **Contemporary Physics** v. 46, n. 5, p. 323–351 , 2005.
- NOSEK, J T; AHRENS, J D. An experiment to test user validation of requirements: Data-flow diagrams vs task-oriented menus. **International Journal of Man-Machine Studies** v. 25, n. 6, p. 675–684 , 1986. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0023027519&partnerID=40&md5=74960954fb13e3ea764f70025926330f>>.

NOVAK, Joseph D; CAÑAS, Alberto J. **The Theory Underlying Concept Maps and How to Construct and Use Them**. Florida, USA: [s.n.], 2008. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.100.8995&rep=rep1&type=pdf>>.

OLIVÉ, Antoni. **Conceptual Modelling of Information Systems**. [S.l.]: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007. 471 p. Disponível em: <<http://medcontent.metapress.com/index/A65RM03P4874243N.pdf>>. 9783540393894.

PLANGPRASOPCHOK, Anon; LERMAN, Kristina; GETOOR, Lise. Growing a Tree in the Forest: Constructing Folksonomies by Integrating Structured Metadata. 2010, [S.l.: s.n.], 2010. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1835924>>.

RADUESCU, Corina *et al.* a Framework of Issues in Large Process Modeling. 2006, [S.l.]: IT University of Goteborg, 2006. p.1594–1605. Disponível em: <<http://aisel.aisnet.org/ecis2006/207/>>. Acesso em: 25 maio 2016.

RAMSEY, H. Rudy; ATWOOD, Michael E.; VAN DOREN, James R. Flowcharts versus program design languages: an experimental comparison. **Communications of the ACM** v. 26, p. 445–449 , 1983.

ROBU, Valentin; HALPIN, Harry; SHEPERD, Hana. Emergence of consensus and shared vocabularies in collaborative tagging systems. **ACM Transactions on the Web** v. 3, n. 4, p. 1–34 , set. 2009. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1594173.1594176>>. Acesso em: 23 out. 2010.

SCHMITZ, Christoph *et al.* Mining Association Rules in Folksonomies. **Data Science and Classification - Part of the series Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2006. p. 261–270. Disponível em: <<http://www.kde.cs.uni-kassel.de/stumme/papers/2006/hotho2006information.pdf>>.

SCHMITZ, Christoph. **Small World Folksonomies: Clustering in Tri-Partite Hypergraphs**. [S.l.: s.n.], 2006.

SCHMITZ, Patrick. Inducing ontology from Flickr tags. 2006, Edinburgh, Scotland: [s.n.], 2006.

SHARIF, Atefeh. Combining ontology and folksonomy: An Integrated Approach to Knowledge Representation. 2007, [S.l.: s.n.], 2007. p.1–13.

SIAU, Ken Leng. **Empirical Studies in Information Modeling: Interpretation of the Object Relationship**. University of British Columbia, 1996. 346 p. Disponível em: <<https://open.library.ubc.ca/cIRcle/collections/ubctheses/831/items/1.0087859>>. Acesso em: 23 jul. 2016.

- SMITH, Gene. **Tagging: People-powered metadata for the social web**. [S.l.]: New Riders, 2008. 217 p. .9780321550149.
- SPECIA, Lucia *et al.* Bridging the Gap Between Folksonomies and the Semantic Web: An Experience Report. 2007, [S.l.: s.n.], 2007. p.93–106. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.103.9337&rep=rep1&type=pdf>>.
- SPECIA, Lucia; MOTTA, Enrico. Integrating Folksonomies with the Semantic Web. 2007, Berlin Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2007. p.624–639. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1419719>>.
- STEFIK, Mark. **Introduction to Knowledge Systems**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1995. .978-1558601666.
- STROHMAIER, Markus *et al.* Evaluation of Folksonomy Induction Algorithms. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology** v. 3, n. 4 , 2012.
- TANASESCU, Vlad; STREIBEL, Olga. Extreme Tagging: Emergent Semantics through the Tagging of Tags. 2007, Busan, South Korea: [s.n.], 2007.
- TEMPICH, Christoph *et al.* An argumentation Ontology for DIstributed, Loosely-controlled and evolvinG Engineering processes of onTOlogies (DILIGENT). 2005, [S.l.]: Springer, 2005. p.241–256.
- TRABELSI, Chiraz; JRAD, Aicha Ben; YAHIA, Sadok Ben. Bridging Folksonomies and Domain Ontologies: Getting Out Non-taxonomic Relations. **2010 IEEE International Conference on Data Mining Workshops** p. 369–379 , dez. 2010. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5693322>>. Acesso em: 10 mar. 2012.978-1-4244-9244-2.
- VAN DER LINDEN, Dirk *et al.* Beyond terminologies: Using psychometrics to validate shared ontologies. **Applied Ontology - Ontologies and Terminologies: Continuum or Dichotomy?** v. 7, n. 4, p. 471–487 , 2012.15705838.
- VESSEY, Iris; CONGER, Sue a. Requirements specification: learning object, process, and data methodologies. **Communications of the ACM** v. 37, n. 5, p. 102–113 , 1994.
- WAGNER, Christian. Breaking the Knowledge Acquisition Bottleneck Through Conversational. **Information Resources Management Journal** v. 19, n. March, p. 70–83 , 2006.
- WAL, Thomas Vander. *Folksonomy Coinage and Definition*. Disponível em: <<http://vanderwal.net/folksonomy.html>>. Acesso em: 1 jan. 2013.
- WANG, Yimin; VÖLKER, Johanna; HAASE, Peter. Towards semi-automatic ontology

building supported by large-scale knowledge acquisition. 2006, [S.l.]: AAAI, 2006. p.70–77. Disponível em: <<http://www.aaai.org/Papers/Symposia/Fall/2006/FS-06-06/FS06-06-010.pdf>>. Acesso em: 8 fev. 2011.

WIDDOWS, Dominic. **Geometry and Meaning**. [S.l.]: Center for the Study of Language and Information, 2004. 320 p. .1575864487.

WILMONT, Ilona *et al.* Abstract Reasoning in Collaborative Modeling. **Proceedings of the the 45th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS 2012)** p. 170–179 , 2012. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6148628>>.978-1-4577-1925-7.

WILMONT, Ilona *et al.* Cognitive Mechanisms of Conceptual Modelling - How Do People Do It: 2013, [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2013. p.74–87. Disponível em: <[http://rd.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-41924-9\\_7](http://rd.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-41924-9_7)>.

WINTER, J. Using the Student's t-test with extremely small sample sizes. **Practical Assessment, Research & Evaluation** v. 18, n. 10, p. 1–12 , 2013. Disponível em: <<http://connection.ebscohost.com/c/articles/90455014/using-students-t-test-extremely-small-sample-sizes>>.1531-7714.

WONG, Wilson; LIU, Wei; BENNAMOUN, Mohammed. Ontology learning from text: A Look Back and into the Future. **ACM Computing Surveys** v. 44, n. 4, p. 1–36 , 2012.

WU, Harris; ZUBAIR, Mohammad; MALY, Kurt. Harvesting social knowledge from folksonomies. 2006, New York, New York, USA: ACM Press, 2006. p.111–114. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1149941.1149962>>. 1595934170.

WU, Xian; ZHANG, Lei; YU, Yong. Exploring social annotations for the semantic web. 2006, New York, New York, USA: ACM Press, 2006. p.417–426. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1135777.1135839>>. 1595933239. .

YADAV, Surya B. *et al.* Comparison of analysis techniques for information requirement determination. **Communications of the ACM** v. 31, n. 9, p. 1090–1097 , 1988. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=48529.48533>>.

## APENDICE A – FOLKSONOMIAS GERADAS PELO MÉTODO DE INDUÇÃO

Este Apêndice contém algumas folksonomias geradas pelo método de indução proposto neste trabalho. Cada folksonomia está representada em uma tabela contendo as seguintes colunas:

- Ordem:** a ordem estabelecida entre a *tag* do maior para o menor peso de ligação com o termo (*tag*) que representa o domínio (entrada do método de indução). Nos domínios que possuem mais de 50 *tags*, foram analisadas somente as 50 primeiras.
- Peso:** o peso da aresta entre o termo que representa o domínio e a *tag* presente na folksonomia.
- Tag:** a *tag* diretamente ligada ao termo que representa o domínio.
- Significativa:** Termos significativos para o domínio em questão estão marcados com ‘S’ nessa coluna. O julgamento sobre o termo ser ou não significativo foi feito pela autora deste trabalho. A última linha da tabela contém o número total de termos marcados com ‘S’.

**Tabela 17 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Driving"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1690	Florida	
2	0,1690	Parking	S
3	0,1414	Safety	S
4	0,0686	Car	S
5	0,0592	School	S
6	0,0392	Advice	S
Total de termos que fazem sentido para o domínio			6

**Tabela 18 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Building"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1091	Hong kong	
2	0,0962	Risk	S
3	0,0851	Engineering	S
4	0,0741	Architecture	S
5	0,0722	Toronto	
6	0,0640	Urban	S
7	0,0569	Cities	S
8	0,0566	City	S
9	0,0445	House	S
10	0,0393	Landscape	
11	0,0317	Urbanism	S
12	0,0296	World	
13	0,0259	Geography	
14	0,0254	China	

Ord.	Peso	Tag	Sentido
15	0,0220	Photography	
16	0,0208	Activism	
17	0,0192	Future	
18	0,0175	Nyc	
19	0,0165	Space	S
20	0,0150	Photo	
21	0,0144	Design	S
22	0,0141	Art	
23	0,0126	Tv	
24	0,0122	Travel	
25	0,0098	Image	
26	0,0088	Culture	
27	0,0075	History	
28	0,0038	Blog	
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>10</b>

**Tabela 19 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Agriculture"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,3904	Farming	S
2	0,2582	Environmentalism	S
3	0,2582	Jared diamond	
4	0,2582	Nation	
5	0,1826	Corn	S
6	0,1491	Un	
7	0,0976	Lunch	
8	0,0778	International	
9	0,0778	Farm	S
10	0,0745	Bee	S
11	0,0745	Globalization	
12	0,0667	Freedom	
13	0,0661	Environment	S
14	0,0533	Food	S
15	0,0527	Market	
16	0,0527	Garden	S
17	0,0519	Sustainability	S
18	0,0506	City	
19	0,0464	Demographic	
20	0,0443	Water	S
21	0,0436	Rant	
22	0,0394	Local	
23	0,0385	Planning	S
24	0,0385	Plant	S
25	0,0382	Urban	
26	0,0355	Tracking	S
27	0,0344	Future	
28	0,0302	Documentary	
29	0,0275	Nature	S
30	0,0265	Energy	S
31	0,0234	Health	S
32	0,0219	Government	
33	0,0201	Phone	
34	0,0193	Law	
35	0,0190	Politic	
36	0,0185	Biology	S
37	0,0184	Usa	
38	0,0183	Animal	S
39	0,0136	Data	
40	0,0131	Economic	
41	0,0128	Science	
42	0,0119	Statistic	
43	0,0116	Film	
44	0,0114	Mobile	
45	0,0112	Database	
46	0,0105	Research	
47	0,0101	Education	
48	0,0096	Movie	

Ord.	Peso	Tag	Sentido
49	0,0090	Article	
50	0,0085	Technology	S
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>19</b>

**Tabela 20 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Teaching"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1179	Studying	S
2	0,1179	Alice	
3	0,1113	Education	S
4	0,1111	Speaking	S
5	0,0962	Printable	
6	0,0962	Courseware	S
7	0,0879	Learning	S
8	0,0833	Binary	
9	0,0745	Alankay	
10	0,0680	Calculus	S
11	0,0630	Algebra	S
12	0,0510	Mathematic	S
13	0,0503	Googledocs	
14	0,0493	Lecture	S
15	0,0490	Presentation	S
16	0,0442	School	S
17	0,0417	Help	S
18	0,0404	Study	S
19	0,0353	Coding	
20	0,0349	E learning	S
21	0,0348	Multimedia	S
22	0,0318	Communication	S
23	0,0315	Talk	S
24	0,0309	Support	
25	0,0264	Computing	
26	0,0236	Collaboration	S
27	0,0236	How to	
28	0,0225	Generative	
29	0,0219	Web20	
30	0,0215	Knowledge	S
31	0,0210	Power point	
32	0,0208	Print	
33	0,0208	3d	
34	0,0202	Mit	
35	0,0186	Community	
36	0,0179	Open source	
37	0,0176	Processing	
38	0,0168	Online	
39	0,0166	Technology	
40	0,0163	Kid	
41	0,0160	Animation	
42	0,0158	Graphic	
43	0,0152	Math	S
44	0,0151	Sharing	
45	0,0141	Tutorial	S
46	0,0141	Computer	
47	0,0138	Programming	
48	0,0134	App	
49	0,0131	Theory	S
50	0,0128	Tool	
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>22</b>

**Tabela 21 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Animal"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,2189	Cute	S
2	0,1374	Cat	S
3	0,1288	Nature	

Ord.	Peso	Tag	Sentido
4	0,1095	Dog	S
5	0,1066	Lion	S
6	0,1005	Deer	S
7	0,1005	Turtle	S
8	0,0870	Rabbit	S
9	0,0763	Biology	S
10	0,0741	Pet	S
11	0,0711	Peru	S
12	0,0711	Reptile	S
13	0,0711	Pov	
14	0,0711	Wildlife	S
15	0,0711	What	
16	0,0711	Zoology	S
17	0,0674	Monkey	S
18	0,0537	Babies	S
19	0,0537	Bear	S
20	0,0513	Lolcat	
21	0,0503	Mice	S
22	0,0503	Snake	S
23	0,0503	Hedgehog	S
24	0,0462	Photo	
25	0,0449	Cryptozoology	S
26	0,0449	Fish	S
27	0,0444	Via britta	
28	0,0441	Science	
29	0,0410	Pidgin	
30	0,0410	Buffalo	S
31	0,0410	Gecko	S
32	0,0410	Bee	S
33	0,0410	Dinosaur	
34	0,0410	Frog	S
35	0,0396	Bird	S
36	0,0383	Meme	
37	0,0355	1984	
38	0,0355	Crab	S
39	0,0343	Photography	
40	0,0331	Weird	
41	0,0326	Monster	
42	0,0318	Neurology	
43	0,0318	Pokemon	
44	0,0318	Kitten	S
45	0,0318	Shark	S
46	0,0317	Evolution	S
47	0,0315	Humor	
48	0,0303	Horse	S
49	0,0291	Funny	
50	0,0290	Parasite	S
	<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>		<b>32</b>

**Tabela 22 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Fashion"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1908	Clothing	S
2	0,1124	Clothes	S
3	0,1088	Apparel	S
4	0,0888	Handmade	S
5	0,0877	Shopping	S
6	0,0772	T shirt	S
7	0,0769	Tie	S
8	0,0769	Knit	S
9	0,0769	Mustache	S
10	0,0769	Corset	S
11	0,0746	Knot	
12	0,0628	Accessories	S
13	0,0581	Screen printing	S
14	0,0562	Culture	S
15	0,0544	Glasses	S

Ord.	Peso	Tag	Sentido
16	0,0544	Scarves	S
17	0,0544	43 folders	
18	0,0514	Style	S
19	0,0513	Men	S
20	0,0509	Design	S
21	0,0444	Grooming	
22	0,0444	1970	
23	0,0444	Suit	S
24	0,0444	Eyeglasses	S
25	0,0427	Jewelry	S
26	0,0427	Buy	
27	0,0402	Store	S
28	0,0391	Photography	S
29	0,0390	Shop	
30	0,0385	Shaving	
31	0,0385	Kitsch	S
32	0,0379	Shoe	S
33	0,0376	Art	S
34	0,0347	Blog	
35	0,0344	Shirt	S
36	0,0344	Modern	S
37	0,0344	Berlin	
38	0,0344	Lifestyle	S
39	0,0344	Luxury	S
40	0,0344	Good	
41	0,0328	Model	S
42	0,0321	Photographer	S
43	0,0314	Helsinki	
44	0,0314	Denmark	
45	0,0296	Christianity	
46	0,0291	Finland	
47	0,0289	Craft	
48	0,0275	Furniture	S
49	0,0272	Interior	S
50	0,0272	Consumer	S
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>35</b>

**Tabela 23 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Security"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1940	Privacy	S
2	0,1909	Password	S
3	0,1497	Cryptography	S
4	0,1384	Passwords	S
5	0,1252	Crypto	S
6	0,1209	Encryption	S
7	0,1128	Hacking	S
8	0,1108	Firewall	S
9	0,1085	Authentication	S
10	0,1084	Xss	
11	0,1034	Md5	S
12	0,1030	Virus	S
13	0,0976	Network	S
14	0,0971	Antivirus	S
15	0,0896	Spyware	S
16	0,0847	Anonymous	S
17	0,0828	Ssh	
18	0,0806	Window	
19	0,0783	Sysadmin	
20	0,0749	Wifi	
21	0,0738	Worm	S
22	0,0728	Openssl	S
23	0,0719	Proxy	S
24	0,0711	Ssl	S
25	0,0698	Networking	S
26	0,0696	Exploit	
27	0,0691	Lock picking	S

Ord.	Peso	Tag	Sentido
28	0,0691	Antispam	S
29	0,0677	Captcha	S
30	0,0670	Identity	S
31	0,0651	Csrf	S
32	0,0632	Id	S
33	0,0628	Wireless	
34	0,0618	Wep	S
35	0,0615	Theft	S
36	0,0609	Tool	
37	0,0595	Hack	S
38	0,0589	Malware	S
39	0,0583	Tsa	S
40	0,0576	Certificate	S
41	0,0565	Surveillance	S
42	0,0564	Openssh	S
43	0,0564	Injection	
44	0,0564	Sniffer	S
45	0,0562	Spam	S
46	0,0542	Rootkit	
47	0,0532	Biometric	S
48	0,0531	Software	
49	0,0513	Utilities	
50	0,0513	Dns	
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>37</b>

**Tabela 24 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Biology"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,1975	Science	S
2	0,1914	Evolution	S
3	0,1266	Genetic	S
4	0,1080	Bio	S
5	0,1007	Anatomy	S
6	0,0961	Bioinformatics	S
7	0,0906	Dna	S
8	0,0840	Nature	S
9	0,0827	Biotech	S
10	0,0763	Animal	S
11	0,0735	Medicine	S
12	0,0716	Eugenics	S
13	0,0716	Molecule	S
14	0,0716	Reptile	S
15	0,0716	Attraction	S
16	0,0716	Bacteria	S
17	0,0716	Anthro	S
18	0,0716	Evolutionary*	S
19	0,0716	Chemistry	S
20	0,0716	Evolutionary psychology	
21	0,0716	Lsystem	
22	0,0716	Biotechnology	S
23	0,0716	Biochemistry	S
24	0,0679	Squid	
25	0,0633	Insect	S
26	0,0625	Body	S
27	0,0585	Parasite	S
28	0,0574	Openaccess	
29	0,0537	Creationism	S
30	0,0506	Fungi	S
31	0,0506	Mice	S
32	0,0506	Sand	
33	0,0506	Foo	
34	0,0506	Arxiv	
35	0,0506	Physiology	
36	0,0506	Turtle	S
37	0,0488	Health	S
38	0,0477	Ant	S
39	0,0440	Brain	S

Ord.	Peso	Tag	Sentido
40	0,0427	Plant	S
41	0,0422	Education	
42	0,0413	Biomimicry	S
43	0,0413	Butterflies	S
44	0,0413	Paleontology	S
45	0,0413	Primate	S
46	0,0413	Moth	
47	0,0413	Radiation	S
48	0,0413	Dinosaur	S
49	0,0413	Desert	
50	0,0413	Frog	S
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>39</b>

**Tabela 25 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Database"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,2707	Sql	S
2	0,2127	Mysql	S
3	0,1988	Db	S
4	0,1427	Nosql	S
5	0,1343	Scalability	S
6	0,1220	Distributed	S
7	0,1159	Orm	S
8	0,1064	Rdbms	S
9	0,0985	Couchdb	S
10	0,0977	Sqlite	S
11	0,0948	Postgresql	S
12	0,0893	Data	S
13	0,0887	Keyvalue	S
14	0,0832	Performance	S
15	0,0807	Sqlserver	S
16	0,0777	Tokyo cabinet	S
17	0,0777	Dist	S
18	0,0752	Injection	S
19	0,0752	Olap	S
20	0,0737	Scaling	S
21	0,0724	Cassandra	S
22	0,0717	Oracle	S
23	0,0687	Bigtable	S
24	0,0687	Schema	S
25	0,0657	Memcached	S
26	0,0657	Dht	S
27	0,0652	Datawarehouse	S
28	0,0638	Storage	S
29	0,0614	Normalization	S
30	0,0614	Join	S
31	0,0614	Fulltext	S
32	0,0614	Datastore	S
33	0,0575	Programming	
34	0,0532	Memcache	S
35	0,0524	Opensource	
36	0,0502	Connection	S
37	0,0502	Migration	
38	0,0476	Research	
39	0,0472	Archive	S
40	0,0461	Replication	S
41	0,0434	Frequency	
42	0,0434	Megaupload	
43	0,0434	Relational	S
44	0,0434	Jdbc	S
45	0,0434	Geoname	S
46	0,0434	Imagem	
47	0,0434	Banco imagens	S
48	0,0434	Stock images	
49	0,0434	Discography	
50	0,0434	Forge	
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>40</b>

Tabela 26 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Food"

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,3623	Cooking	S
2	0,2846	Recipe	S
3	0,1275	Diet	S
4	0,1188	Restaurant	S
5	0,1179	Health	S
6	0,0964	Pizza	S
7	0,0948	Nutrition	S
8	0,0840	Sushi	S
9	0,0834	Baking	S
10	0,0808	Bacon	S
11	0,0781	Molecular gastronomy	S
12	0,0763	Drink	S
13	0,0716	Vegan	S
14	0,0664	Chocolate	S
15	0,0653	Candy	S
16	0,0644	Vegetarian	S
17	0,0623	Cheese	S
18	0,0602	Burrito	S
19	0,0602	Taco	S
20	0,0596	Dessert	S
21	0,0590	Steak	S
22	0,0590	Eating	S
23	0,0590	Calorie	S
24	0,0573	Burger	S
25	0,0558	Farming	
26	0,0533	Agriculture	
27	0,0528	Indian	
28	0,0518	Nyc	
29	0,0511	Beef	S
30	0,0501	Meat	S
31	0,0493	Cake	S
32	0,0474	Chicken	S
33	0,0473	Organic	S
34	0,0455	Coffee	S
35	0,0450	Local	
36	0,0446	Breakfast	S
37	0,0443	Mexican	
38	0,0443	Pork	S
39	0,0427	Blog	
40	0,0417	Pasta	
41	0,0417	Ignatz	
42	0,0417	Bread	S
43	0,0417	Mcdonalds	S
44	0,0417	Seafood	S
45	0,0417	Salt	S
46	0,0417	Mustard	S
47	0,0417	Soy	S
48	0,0417	Oatmeal	S
49	0,0417	Sausage	S
50	0,0417	Gourmet	S
Total de termos que fazem sentido para o domínio			42

Tabela 27 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Cooking"

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,3623	Food	S
2	0,3585	Recipe	S
3	0,1582	Baking	S
4	0,1522	Food blog	S
5	0,1162	Knives	S
6	0,1015	Molecular gastronomy	S
7	0,1012	Kitchen	S

Ord.	Peso	Tag	Sentido
8	0,1007	Steak	S
9	0,0980	Bacon	S
10	0,0866	Egg	S
11	0,0849	Budget	S
12	0,0822	Pizza	S
13	0,0775	Beef	S
14	0,0761	Nutrition	S
15	0,0712	Bread	S
16	0,0700	Diet	S
17	0,0671	Singapore	
18	0,0671	Grilling	S
19	0,0671	Sharpening	S
20	0,0671	Knife	S
21	0,0671	Produce	
22	0,0671	Home improvement	
23	0,0671	Potato	S
24	0,0671	Gastronomy	S
25	0,0671	Eating	S
26	0,0671	Chocolate	S
27	0,0671	Pepper	S
28	0,0651	Vegan	S
29	0,0651	Meat	S
30	0,0600	Bean	S
31	0,0600	Indian	
32	0,0600	Cookbook	S
33	0,0581	Dessert	S
34	0,0507	Thai	
35	0,0507	Spice	S
36	0,0488	Vegetarian	S
37	0,0475	Recipie	S
38	0,0475	Potatoes	S
39	0,0475	Chili	S
40	0,0475	Tomato	S
41	0,0475	Eat	S
42	0,0475	Equipment	
43	0,0475	Mustard	S
44	0,0475	Ingredient	S
45	0,0475	Gourmet	S
46	0,0475	Snack	S
47	0,0475	Salt	S
48	0,0475	Yum	
49	0,0475	Tobuy	
50	0,0475	Pasta	S
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>43</b>

**Tabela 28 – Folksonomia gerada pelo método de indução para o termo "Travel"**

Ord.	Peso	Tag	Sentido
1	0,2230	Airfare	S
2	0,1633	Flight	S
3	0,1518	Airline	S
4	0,1239	Hotel	S
5	0,1159	Vacation	S
6	0,0987	Transportation	S
7	0,0967	Transit	S
8	0,0922	Map	S
9	0,0894	Ticket	S
10	0,0754	Luxury	S
11	0,0730	Accommodation	S
12	0,0730	Packing	S
13	0,0674	Airport	S
14	0,0649	World	S
15	0,0649	Paris	S
16	0,0644	Train	S
17	0,0635	Airplane	S
18	0,0632	Luggage	S
19	0,0632	Couchsurfing	S

<b>Ord.</b>	<b>Peso</b>	<b>Tag</b>	<b>Sentido</b>
20	0,0606	Geography	S
21	0,0602	Deal	S
22	0,0600	Guide	S
23	0,0596	Seating	S
24	0,0596	Living	S
25	0,0596	Accommodation	S
26	0,0592	Subway	S
27	0,0587	Transport	S
28	0,0562	Flying	S
29	0,0536	Googlemaps	S
30	0,0497	Cheap	S
31	0,0492	Mapping	S
32	0,0485	Nyc	S
33	0,0478	Timezone	S
34	0,0478	Bus	S
35	0,0447	Island	S
36	0,0430	Tube	S
37	0,0421	Bicycling	S
38	0,0421	Informatic	
39	0,0421	Geocaching	
40	0,0421	Colombia	S
41	0,0421	Alaska	S
42	0,0421	Asthma	S
43	0,0421	Ohio	S
44	0,0421	Isolation	
45	0,0421	Hyperspace	
46	0,0421	Backpacking	S
47	0,0421	Syria	S
48	0,0421	Seoul	S
49	0,0421	Route	S
50	0,0421	Commuting	S
<b>Total de termos que fazem sentido para o domínio</b>			<b>46</b>

## APÊNDICE B – COMPARAÇÃO QUANTITATIVA DAS FOLKSONOMIAS GERADAS E DADOS UTILIZADOS

A Tabela 29 resume os dados quantitativos para cada folksonomia analisada no Apêndice A. As colunas mostram as seguintes informações:

- **#Termos significativos:** é a quantidade total de termos significativos em cada folksonomia, de acordo com a análise do Apêndice A;
- **#Taggings:** é o número de categorizações que envolvem a *tag* que representa o domínio;
- **#Usuários:** é o número de usuários distintos que utilizaram a *tag* que representa o domínio pelo menos uma vez em alguma categorização;
- **#Recursos:** é o número de recursos distintos que foram categorizados com a *tag* que representa o domínio pelo menos uma vez;
- **#Tags (coocorrem):** é o número de *tags* distintas que coocorrem com a *tag* que representa o domínio, ou seja, *tags* que foram utilizadas para categorizar algum recurso que também foi categorizado com a *tag* que representa o domínio;

**Tabela 29 – Informações quantitativas sobre as folksonomias geradas usando o método de indução proposto e o relacionamento com a quantidade de dados de *tagging* na base de dados.**

<i>Tag</i> (domínio)	#Termos significativos	#Taggings	#Usuários	#Recursos	#Tags (coocorrem)
<i>Driving</i>	6/6	227	85	221	604
<i>Building</i>	10/30	477	111	462	1217
<i>Agriculture</i>	19/50	473	93	455	1299
<i>Teaching</i>	22/50	1320	152	1270	2151
<i>Animal</i>	32/50	3029	210	2752	3251
<i>Fashion</i>	35/50	3229	241	2994	3179
<i>Security</i>	37/50	9708	369	8066	6830
<i>Biology</i>	39/50	2644	210	2379	3783
<i>Database</i>	40/50	4860	299	3939	5388
<i>Food</i>	42/50	14964	396	12906	7995
<i>Cooking</i>	43/50	3350	255	2896	2831
<i>Travel</i>	46/50	8871	393	7805	6462

O objetivo do levantamento de informações mostrado na Tabela 29 é relacionar a quantidade de termos significativos nas folksonomias geradas com a quantidade de dados relacionados ao domínio presentes na base de dados de *tagging*. Isso permite que o método de indução possa determinar se a folksonomia gerada pelo método de indução terá termos significativos suficientes para ser útil na modelagem conceitual de forma quantitativa. Por isso foi realizada uma análise de correlação sobre os dados presentes na Tabela 29, para determinar qual informação está mais relacionada à quantidade de termos significativos, para, dessa forma, determinar um limiar que possa ser utilizado como base para gerar folksonomias com um número relevante de termos significativos. Como a amostra das variáveis *#Taggings* e *#Recursos* não foram consideradas normais pelo teste de Shapiro-Wilk ( $p$ -valores  $< 0,05$ ), foi calculada uma matriz de correlação de Spearman com significância de 95% para os dados da Tabela 29. A Tabela 30 mostra a matriz de correlação de Spearman obtida. A matriz de  $p$ -valores correspondente possui todos os  $p$ -valores menores que 0,05.

**Tabela 30 – Matriz de Correlação de Spearman para a quantidade de termos significativos e a quantidade de dados da base de dados de *tagging*.**

	<i>#Termos significativos</i>	<i>#Taggings</i>	<i>#Usuários</i>	<i>#Recursos</i>	<i>#Tags (coocorrem)</i>
<i>#Termos significativos</i>	1,00	0,84	0,89	0,80	0,78
<i>#Taggings</i>		1,00	0,99	0,99	0,92
<i>#Usuários</i>			1,00	0,98	0,92
<i>#Recursos</i>				1,00	0,93
<i>#Tags (coocorrem)</i>					1,00

A matriz de correlação de Spearman mostrada na Tabela 30 mostra que a correlação entre o número de termos considerado significativo na folksonomia gerada e a quantidade de dados da base de dados de *tagging* possuem uma forte correlação (todos acima de 0,78). Isso mostra que faz sentido relacionar a quantidade de dados da base de dados de *tagging* com a saída do método de indução proposto. Dessa forma, somente a análise quantitativa inicial dos dados já pode confirmar se existem ou não dados naquela base capazes de gerar uma folksonomia com número relevante de termos significativos. Como a correlação mais forte com o número de termos significativos aparece relacionada à quantidade de usuários que usaram a *tag* que representa o domínio (0,89) seguida pela

quantidade de categorizações que envolvem a mesma *tag* (0,84), então a análise quantitativa do método de indução proposto está baseada na combinação dessas quantidades. Analisando essas quantidades na Tabela 29, e considerando um limiar de no mínimo 30 termos significativos na folksonomia gerada, pode-se estabelecer que a base de dados de tagging precisa ter no mínimo 200 usuários que utilizaram a *tag* que representa o domínio e no mínimo 3000 categorizações utilizando a mesma *tag*. Esse limiar é utilizado na primeira etapa do método de indução (Análise dos Dados de Tagging).

## APÊNDICE C – CONJUNTOS DE TERMOS GERADOS A PARTIR DAS PÁGINAS WEB

Este Apêndice mostra alguns dos conjuntos de termos extraídos das páginas Web por meio do método descrito na Sessão 3.3.

**Tabela 31 – Termos gerados a partir das páginas Web para domínio "Travel"**

Ord.	Peso	Termo
1	0,1936	Packing
2	0,1304	Hotel
3	0,1195	Cruise
4	0,1186	Wikitravel
5	0,1150	Airline
6	0,1118	Nomad
7	0,1118	Sophia
8	0,1118	Camping
9	0,0922	z
10	0,0913	Hostel
11	0,0910	Bag
12	0,0845	Brazil
13	0,0820	Sport
14	0,0791	Destination
15	0,0791	Pack
16	0,0791	Cincinnati
17	0,0791	Kingdom
18	0,0791	Exact
19	0,0791	Baggage
20	0,0791	Cambodia
21	0,0791	Gadling
22	0,0791	Tub
23	0,0791	Monroe
24	0,0791	Pioneer
25	0,0791	Fodor
26	0,0791	Cody
27	0,0761	Mail
28	0,0714	America
29	0,0645	Barcelona
30	0,0619	Money
31	0,0609	Adchoices
32	0,0602	News
33	0,0575	Trip
34	0,0559	Usatoday
35	0,0559	Chime
36	0,0559	Inflatable
37	0,0559	Michelin
38	0,0559	Kayak
39	0,0559	Train
40	0,0559	Luxury
41	0,0559	Journey
42	0,0559	Eastern
43	0,0559	Traveler
44	0,0559	Caribbean
45	0,0559	Loyalty
46	0,0559	Flight
47	0,0520	Trail
48	0,0477	Home
49	0,0470	Netherlands
50	0,0456	Spain

Tabela 32 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Food*"

Ord.	Peso	Termo
1	0,3149	Cooking
2	0,3112	Recipe
3	0,3081	Pw
4	0,3012	Tasty
5	0,2863	Kitchen
6	0,2850	Flay
7	0,2831	Chef
8	0,2830	Meal
9	0,2830	Healthy
10	0,2825	Bobby
11	0,2803	Nutrition
12	0,2797	Grub
13	0,2792	Chicken
14	0,2772	Restaurant
15	0,2766	Rachael
16	0,2740	Dining
17	0,2692	Wine
18	0,2662	Shine
19	0,2651	Activism
20	0,2599	Vegan
21	0,2592	Bread
22	0,2481	blogHer
23	0,2442	Pasta
24	0,2405	Farmer
25	0,2372	Calorie
26	0,2301	Chocolate
27	0,2296	Junk
28	0,2263	Culinary
29	0,2213	Diet
30	0,2166	Health
31	0,2132	Wom
32	0,2122	Tgrwt
33	0,2118	Sous vide
34	0,2114	Ruhlman
35	0,2104	Gourmet
36	0,2100	Weight
37	0,2098	Pioneer
38	0,2019	Lopez
39	0,1876	Cook
40	0,1866	Drink
41	0,1861	Knife
42	0,1834	York
43	0,1833	Eat
44	0,1819	Snack
45	0,1808	Eating
46	0,1788	Green
47	0,1780	Vegetarian
48	0,1762	Organic
49	0,1757	Home
50	0,1725	Inspirational

Tabela 33 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Animal*"

Ord.	Peso	Termo
1	0,2388	Climate
2	0,162	Gifs
3	0,1429	Paleo biology
4	0,1402	Computer
5	0,1291	Fail
6	0,1041	Kid
7	0,101	Jacksonville
8	0,101	Porpoise
9	0,101	Primate
10	0,101	Carnivorous
11	0,101	Joe forever

Ord.	Peso	Termo
12	0,101	Ramya devi ms
13	0,101	Movie clips
14	0,101	Baraskit
15	0,101	Capshunz
16	0,101	Honnet
17	0,101	Metacognition
18	0,101	Flowering
19	0,101	Peta
20	0,101	Alsatian
21	0,101	Zootoo
22	0,101	Retriever
23	0,0875	Plant
24	0,0866	Trip
25	0,0837	National
26	0,082	Science
27	0,075	Pet
28	0,0714	Raccoon
29	0,0714	Tlc
30	0,0714	Clipart
31	0,0714	Rejon
32	0,0714	Creepy
33	0,0714	Listverse
34	0,0714	Charm
35	0,0639	Genetics
36	0,0631	Dog
37	0,0609	Meal
38	0,0591	Daily
39	0,0583	Hammer
40	0,0583	Tampa
41	0,0583	Swan
42	0,0583	Since
43	0,0583	Bioshock
44	0,0536	Planning
45	0,0505	Vegan
46	0,0505	Rat
47	0,0505	Geography
48	0,0505	Pigeon
49	0,0452	Rescue
50	0,0452	Philosophical

**Tabela 34 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Fashion*"**

Ord.	Peso	Termo
1	0,2392	Dress
2	0,1953	Burberry
3	0,1953	Shox
4	0,1924	Iht
5	0,1924	Charm
6	0,192	Herve
7	0,1821	Rolex
8	0,1763	Louisvuitton lover
9	0,1763	Just soo
10	0,1763	Just beats
11	0,1763	Hermes fantasy
12	0,1763	Strapless
13	0,1763	Shapeups
14	0,1763	Fitch outlet
15	0,1763	Supra shoes uk
16	0,1763	Opi nail polish store
17	0,1763	Noche
18	0,1763	Terbaik
19	0,1763	Pumapascherfr
20	0,1763	Sweetheart
21	0,1763	Beeplog
22	0,1763	Cheap watches
23	0,1763	Five finger sole
24	0,1763	Insane journal

Ord.	Peso	Termo
25	0,1763	Ankle
26	0,1763	Watch_p
27	0,1763	Yacok
28	0,1763	Asymmetrical
29	0,1763	Ugg boots
30	0,1763	Shoes_c
31	0,1763	Products_new
32	0,1763	Jewel mould
33	0,1763	C_p
34	0,1763	Vernis
35	0,1763	Scarpe prada
36	0,1763	Armani
37	0,1763	Jersey hot sale
38	0,1763	Panerai
39	0,1763	Sunglass shop
40	0,1763	Beats by drehere
41	0,1763	Vibrams five finger
42	0,1763	I accessories
43	0,1763	Jerseys
44	0,1763	Cheap jewelry sale
45	0,1763	Saolongchampfr
46	0,1763	Nike lunar shoes
47	0,1763	Online trade
48	0,1763	Nikejordanlink
49	0,1763	News_
50	0,1763	Jerseys for sale

**Tabela 35 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Security*"**

Ord.	Peso	Termo
1	0,1937	Microsoft
2	0,164	Window
3	0,1264	Threat
4	0,1245	Office
5	0,1158	Vulnerability
6	0,1083	Rietta
7	0,1083	Nmap
8	0,1027	Phone
9	0,0938	Isc
10	0,0938	Kaneko
11	0,0906	Downloads
12	0,0884	Cio
13	0,0766	Avast
14	0,0766	Irobot
15	0,0766	Unix daemon
16	0,0759	Sql
17	0,0653	Linux
18	0,064	Product
19	0,0637	Tool
20	0,0627	Support
21	0,0625	Phishing
22	0,0625	Debenu
23	0,0614	Nist
24	0,06	Mobile
25	0,0593	Movable
26	0,0542	Fileforum
27	0,0542	Ocsp
28	0,0542	Prevention
29	0,0542	Vuln
30	0,0542	Wep
31	0,0542	Marius ducea
32	0,0542	Enjoying
33	0,0542	Asta la vista
34	0,0542	Ledgersmb
35	0,0542	Preferred
36	0,0542	Sniffer
37	0,0542	Nihil

Ord.	Peso	Termo
38	0,0542	Defcon
39	0,0542	Worry
40	0,0542	Jaas
41	0,0542	Xacml
42	0,0542	Ande
43	0,0542	Kentuckiana
44	0,0542	Trolltech
45	0,0542	Powerbroker
46	0,0542	Nvd
47	0,0542	Asegurar
48	0,0542	Consejos
49	0,0542	Pkcs
50	0,0542	Jernst

**Tabela 36 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Biology*"**

Ord.	Peso	Termo
1	0,2887	Pnas
2	0,2357	Cytoscape
3	0,1667	Pihisall
4	0,1667	Halliday
5	0,1667	Wentzmr
6	0,1667	Longevity
7	0,1667	Molecularist
8	0,1667	Immortality
9	0,1581	Researcher
10	0,1478	Cell
11	0,1455	Chemistry
12	0,1179	Bacteria
13	0,1179	Micro
14	0,1179	Ageing
15	0,0962	Biotech
16	0,0833	Partial
17	0,0833	Physorg
18	0,0808	Bio
19	0,0797	Nature
20	0,0745	Ano
21	0,0714	Publication
22	0,068	Neuroscience
23	0,068	Laboratory
24	0,0654	Early
25	0,0654	Risk
26	0,0564	Space
27	0,0556	Tecnologia
28	0,0548	Medicine
29	0,0527	Linguistics
30	0,0527	Genetics
31	0,0503	Genome
32	0,0481	Você
33	0,043	Medical
34	0,0417	Moocs
35	0,0393	Behavior
36	0,0364	Human
37	0,0315	Disease
38	0,0312	Energy
39	0,0309	Phil
40	0,0304	Não
41	0,0286	Heart
42	0,0257	Ec
43	0,0254	Animation
44	0,0254	Age
45	0,0241	Lecture
46	0,0211	Text
47	0,0183	Development
48	0,0183	Íi
49	0,0182	Spring
50	0,2887	Pnas

Tabela 37 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Database*"

Ord.	Peso	Termo
1	0,2513	Sql
2	0,1904	Data
3	0,1904	Application
4	0,1730	Oracle
5	0,1688	Server
6	0,1653	Using
7	0,1563	Object
8	0,1523	List view
9	0,1523	Data grid
10	0,1505	System
11	0,1456	Table
12	0,1445	Development
13	0,1429	Modeling
14	0,1424	C string
15	0,1399	Relational
16	0,1336	Programming
17	0,1332	Interfacing
18	0,1325	Mysql
19	0,1276	Asp
20	0,1257	Service
21	0,1256	Gdi
22	0,1255	Query
23	0,1243	Threading
24	0,1227	Framework
25	0,1225	Enterprise
26	0,1213	Xml
27	0,1208	Model
28	0,1205	Management
29	0,1205	File
30	0,1204	Displaying
31	0,1204	Passed
32	0,1204	Subshell
33	0,1204	Bls
34	0,1200	Refactoring
35	0,1200	Cursor
36	0,1192	Toolbars
37	0,1192	Sizing
38	0,1192	Splitter
39	0,1189	Basic
40	0,1177	Language
41	0,1170	Information
42	0,1159	Access
43	0,1154	Integration
44	0,1147	Pattern
45	0,1136	Activex
46	0,1134	C
47	0,1130	Java
48	0,1129	Net
49	0,1126	Code
50	0,2513	Sql

Tabela 38 – Termos gerados a partir das páginas *Web* para domínio "*Cooking*"

Ord.	Peso	Termo
1	0,4641	Pw
2	0,2882	Food
3	0,2774	Chef
4	0,2657	Kitchen
5	0,2618	Bobby
6	0,2072	Recipe

<b>Ord.</b>	<b>Peso</b>	<b>Termo</b>
7	0,1496	Epicurious
8	0,124	Epi
9	0,124	Culinary
10	0,124	Afghan
11	0,124	Unveiled
12	0,124	Baba
13	0,124	Carnegie
14	0,1013	Meal
15	0,0877	Traditional
16	0,0877	Curious
17	0,0877	Cauliflower
18	0,0877	Rec
19	0,0827	Gourmet
20	0,0827	Rice
21	0,0716	Cookbook
22	0,0716	Cuisine
23	0,0716	Cook
24	0,0555	Knife
25	0,0555	Chow
26	0,0555	Thai
27	0,0555	Seasoning
28	0,0555	Paste
29	0,0541	Salad
30	0,0532	Read
31	0,0502	Chocolate
32	0,0469	Natural
33	0,0439	Rental
34	0,0413	Super
35	0,0374	Indian
36	0,0374	Benefit
37	0,0358	Aromatherapy
38	0,0351	Box
39	0,0331	Connect
40	0,0329	Network
41	0,0285	Paris
42	0,0285	Cbs
43	0,0285	Area
44	0,0271	Fish
45	0,0264	Tea
46	0,0261	Del
47	0,0247	Menu
48	0,0243	Craft
49	0,4641	Pw
50	0,2882	Food

## APÊNDICE D – SUMÁRIO DAS RESPOSTAS DOS QUESTIONÁRIOS

**Tabela 39 – Respostas sumarizadas do questionário pré-experimento.**

<b>Dados Demográficos (todos os participantes)</b>	
	86,9% dos participantes tem entre 16 e 25 anos
Idade.....	91,5% são homens
Sexo.....	44,4% fazem Ciência da Computação
Curso.....	20,3% fazem Bacharelado em Informática
	11,8% fazem Mestrado em Ciência da Computação
	17,6% fazem Bacharelado em Sistemas de Informação
	5,9% fazem Eng. de Produção ou Bach. em Sist. de Informação
Semestre do Curso.....	30,7% estão no 2º ou 3º semestre do curso
	28,8% estão no 4º ou 5º semestre do curso
	30,7% estão no 6º ou 7º semestre do curso
	9,8% estão no 10º semestre do curso

<b>Sobre a experiência do participante em elicitación de termos/modelagem (todos os participantes)</b>			
	<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>
Como você julga a sua experiência na elicitación de termos e construção de modelos conceituais?	6,7%	8,7%	7,6% (1) nenhuma experiência
	30,7%	43,5%	36,8% (2)
	44,0%	33,3%	38,9% (3)
	16,0%	13,0%	14,6% (4)
	2,7%	1,4%	2,1% (5) muita experiência
Assinale abaixo os tipos de diagramas que você já utilizou antes desse treinamento. <sup>20</sup>	42,1% Mapas Conceituais		
	86% Diagrama de Classes		
	82,5% Diagrama de Entidade e Relacionamento		
	14,0% Redes Semânticas		
	36,8% Outros		

**Tabela 40 – Respostas sumarizadas do questionário de experiência.**

<b>Sobre o Domínio 'travel' (Respostas dos participantes dos grupos 1 a 16 – 96 participantes)<sup>21</sup></b>						
1	Com qual frequência você costuma viajar?	8,3% viaja menos de uma vez por ano				
		53,1% viaja 1 ou 2 vezes por ano				
		18,8% viaja 3 vezes ou mais por ano				
		10,4% viaja 1 vez por mês				
		9,4% viaja mais de uma vez por mês				
		94,8% Férias ou Lazer				
2	Por quais motivos você costuma viajar?	21,9% Trabalho				
		30,2% Estudo				
		18,8% Outros				
3	Com qual frequência você utiliza os meios de transporte abaixo em suas viagens?	<b>Frequência</b>	<b>Ônibus</b>	<b>Carro</b>	<b>Avião</b>	<b>Navio</b>
		(1) nenhuma	22,9%	2,1%	46,9%	93,8%
		(2)	22,9%	8,3%	24,0%	5,2%
		(3)	18,8%	10,4%	16,7%	1,0%
		(4)	22,9%	28,1%	7,3%	0%
4	Você já fez alguma viagem internacional?	(5) muita	12,5%	51,0%	5,2%	0%
		63,5% Sim				
5	Como você julga o seu conhecimento sobre viagem?	36,5% Não				
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>		
		0,0%	11,1%	5,3% (1) conhecimento mínimo		
		26,0%	17,8%	22,1% (2)		
		48,0%	53,3%	50,5% (3)		
26,0%	13,3%	20,0% (4)				
0,0%	4,4%	2,1% (5) conhecimento aprofundado				
<b>Sobre o Domínio 'food' (Respostas dos participantes dos grupos 17 a 26 – 57 participantes)</b>						
6	Você mora:	11,5% moram sozinhos				

<sup>20</sup> Esta questão não existia no questionário antes dele ser dividido em duas partes. Portanto foi respondida por apenas 13 grupos.

<sup>21</sup> Cinco participantes realizaram o experimento, mas não responderam o questionário final.

		67,3% moram com meus pais 3,8% moram com o conjugue 17,3% moram de outro forma 40,4% Não. 17,3% Sim. Mas não toda semana			
7	Você costuma cozinhar frequentemente?	15,4% Sim. Até duas vezes por semana 21,2% Sim. Três vezes ou mais por semana 5,8% Sim. Todos os dias			
		<b>Frequência</b>	<b>Vegetariana</b>	<b>Fast Food</b>	<b>Brasileira</b>
8	Com qual frequência você come os tipos de comida abaixo:	(1) nenhuma (2) (3) (4) (5) muita	69,2% 13,5% 9,6% 0,0% 7,7%	19,2% 28,8% 25,5% 23,1% 3,8%	0,0% 5,8% 5,0% 34,6% 55,8%
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>	
9	Como você julga o seu conhecimento sobre "comida"?	12,0% 20,0% 64,0% 4,0% 0,0%	0,0% 20,0% 52,0% 20,0% 8,0%	6,0% (1) conhecimento mínimo 20,0% (2) 58,0% (3) 12,0% (4) 4,0% (5) conhecimento aprofundado	
<b>Sobre a realização do experimento (todos os participantes)</b>					
		<b>Utilidade</b>	<b>Termos da Folksonomia</b>		<b>Termos das Páginas Web</b>
			<b>Travel</b>	<b>Food</b>	<b>Travel</b> <b>Food</b>
10	A lista de termos sugeridos para este domínio foi útil na elaboração da lista de termos elicitados e/ou do modelo?	(1) nenhuma (2) (3) (4) (5) muita	2,0% 3,9% 39,2% 49,0% 5,9%	0% 7,7% 23,1% 46,2% 23,1%	0% 15,6% 31,1% 28,9% 24,4%
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>	
11	Você teve alguma dificuldade no processo de elicitação de termos?	32,0% 29,3% 26,7% 10,7% 1,3%	24,3% 41,4% 27,1% 5,7% 1,4%	28,3% (1) nenhuma dificuldade 35,2% (2) 26,9% (3) 8,3% (4) 1,4% (5) muita dificuldade	
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>	
12	Qual a sua opinião sobre a elicitação de termos que você elaborou?	1,3% 13,3% 40,0% 38,7% 6,7%	2,9% 10,0% 48,6% 31,4% 7,1%	2,1% (1) muito ruim 11,7% (2) 44,1% (3) 35,2% (4) 6,9% (5) muito bom	
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>	
13	Você teve alguma dificuldade na construção do mapa conceitual?	21,3% 33,3% 25,3% 18,7% 1,3%	20,0% 41,4% 22,9% 15,7% 0,0%	20,7% (1) nenhuma dificuldade 37,2% (2) 24,1% (3) 17,2% (4) 0,7% (5) muita dificuldade	
		<b>Folksonomia</b>	<b>Páginas Web</b>	<b>Total</b>	
14	Qual a sua opinião sobre o mapa conceitual que você elaborou?	2,7% 10,7% 49,3% 30,7% 6,7%	1,4% 8,6% 50,0% 35,7% 4,3%	2,1% (1) muito ruim 9,7% (2) 49,7% (3) 33,1% (4) 5,5% (5) muito bom	
			<b>Travel</b>	<b>Food</b>	
15	Qual a sua opinião sobre a questão foco formulada para este domínio?	(1) muito específica (2) (3) (4) (5) muito genérica	1% 9,4% 56,3% 22,9% 10,4%	0% 8% 65% 19% 8%	
		2,5% (1) nenhuma motivação 5,0% (2) 27,5% (3) 53,8% (4) 11,3% (5) muita motivação			

<sup>22</sup> Essa pergunta foi acrescentada no questionário a partir do grupo 11. Portanto foi respondida por apenas 80 participantes nos 16 grupos.