**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

RONALDO RIBEIRO DE CAMPOS

**REDES COMPLEXAS E AÇÕES PARA COMPARTILHAMENTO DE
CONHECIMENTO: UMA ANÁLISE DE REDES SOCIAIS EM UM
AMBIENTE *WEB* PARA APOIO À APRENDIZAGEM**

São Carlos

2014

Ronaldo Ribeiro de Campos

**REDES COMPLEXAS E AÇÕES PARA COMPARTILHAMENTO DE
CONHECIMENTO: UMA ANÁLISE DE REDES SOCIAIS EM UM AMBIENTE *WEB*
PARA APOIO À APRENDIZAGEM**

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos
da Universidade de São Paulo para a obtenção do título
de Doutor em Engenharia de Produção

**Área de Concentração: Economia, Organizações e
Gestão do Conhecimento**

Orientador: Prof. Dr. Edison Walmir Cazarini

**São Carlos
2014**

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

C768r Campos, Ronaldo Ribeiro de
REDES COMPLEXAS E AÇÕES PARA COMPARTILHAMENTO DE
CONHECIMENTO: UMA ANÁLISE DE REDES SOCIAIS EM UM
AMBIENTE WEB PARA APOIO À APRENDIZAGEM / Ronaldo
Ribeiro de Campos; orientador Edison Walmir Cazarini.
São Carlos, 2014.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção e Área de Concentração em
Economia, Organizações e Gestão Conhecimento -- Escola
de Engenharia de São Carlos da Universidade de São
Paulo, 2014.

1. Análise de Redes Sociais . 2. Compartilhamento
do conhecimento. 3. Gestão do Conhecimento. 4. Redes
Complexas. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel **RONALDO RIBEIRO DE CAMPOS**.

Título da tese: "Redes complexas e ações para compartilhamento de conhecimento: uma análise de redes sociais em um ambiente web para apoio à aprendizagem".

Data da defesa: 30/04/2014

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Dr. Edson Walmir Cazarini (Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Dr. Edilson Carlos Caritá
(Universidade de Ribeirão Preto/UNAERP)

Aprovado

Profa. Dra. Wanda Aparecida Machado Hoffmann
(Universidade Federal de São Carlos/UFSCar)

Aprovado

Prof. Dr. Mário Sacomano Neto
(Universidade Metodista de Piracicaba/UNIMEP)

APROVADO

Prof. Dr. Lucas Baggio Figueira
(Faculdade de Tecnologia de São Paulo/FATEC)

Aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Prof. Titular **Luiz Cesar Ribeiro Carpinetti**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Denis Vinicius Coury**

DEDICATÓRIA

*À minha família, pelo apoio, compreensão e
paciência.*

AGRADECIMENTOS

À Deus, fonte de sabedoria e inspiração.

À minha esposa Elizabeth, pela dedicação, compreensão, companheirismo, paciência e apoio em todas as vezes em que precisou ser pai e mãe.

Aos meus filhos, Miguel e Uriel, pela paciência e compreensão enquanto eu “via bolinhas” na tela do computador.

Aos meus pais pelo exemplo de dignidade e trabalho.

Ao professor Cazarini, por todo apoio, dedicação, coragem, amizade e sabedoria transmitidos durante esse período de convivência.

Aos professores das bancas de qualificação e defesa, pela atenção e pelas orientações que contribuíram para enriquecer este trabalho.

Aos colegas do Grupo Decidir pelo incentivo e cooperação.

À EESC/USP e toda sua infra-estrutura, representando a universidade pública, elemento determinante para a realização de um sonho.

RESUMO

CAMPOS, R. R. **Redes complexas e ações para compartilhamento de conhecimento: uma análise de redes sociais em um ambiente web para apoio à aprendizagem.** 2014. 247 f. Tese (Doutorado) - Departamento de Engenharia de Produção. Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo. São Carlos. 2014

A Gestão do Conhecimento pode ser definida como um conjunto de processos para coletar, armazenar, compartilhar e utilizar o conhecimento. No contexto deste trabalho, o processo de compartilhamento do conhecimento é aceito como um elemento fundamental para a realização da Gestão do Conhecimento, pois representa a interação entre os indivíduos que compõem uma rede de relacionamentos da qual o conhecimento emerge. A Análise de Redes Sociais (ARS) apresenta métricas que permitem identificar os relacionamentos da rede e analisá-los, porém ainda existem necessidades de identificar ações que possam refletir em uma estrutura de rede que permita maiores possibilidades de compartilhamento do conhecimento. Neste trabalho, as técnicas da ARS foram aplicadas para analisar as características da estrutura de uma rede de estudantes formada a partir de um ambiente web representado pelo uso do Facebook®. A metodologia utilizada foi baseada em um estudo qualiquantitativo, classificado como uma pesquisa descritiva e exploratória. Foram analisados dezoito períodos semanais de comportamento da rede. As análises permitiram entender melhor a representatividade das métricas da ARS no contexto do compartilhamento do conhecimento e uma nova métrica foi proposta (*degree-weight*). Também foram propostas ações relacionadas às métricas. Um conjunto diferente de ações foi aplicado em duas outras redes. Os resultados indicaram diferentes comportamentos da rede para cada um dos conjuntos de ações. Foi possível ainda identificar maiores possibilidades de compartilhamento de conhecimento para uma das estruturas de rede.

Palavras-chave: análise de redes sociais; compartilhamento do conhecimento; gestão do conhecimento; redes complexas

ABSTRACT

CAMPOS, R. R. **Complex networks and actions to knowledge sharing: a Social Network Analysis in a support learning web environment.** 2014. 247f. Tese (Doutorado) - Departamento de Engenharia de Produção. Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo. São Carlos. 2014

Knowledge Management can be defined as a set of processes to capture, store, share and use knowledge. In the context of this work, the knowledge sharing process is accepted as a basic element to Knowledge Management because it represents the interaction among the individuals that compound a network of relationships from where knowledge emerges. The Social Network Analysis (SNA) offers metrics that make possible identify the network relationships and analyze them, but there still needs to identify actions that may reflect on a network structure that allows opportunities for knowledge sharing. The SNA techniques were applied to analyze the characteristics of a network compounded by students and created in a web environment which was represented by Facebook®. The methodology applied was based on a quantitative and qualitative study which was classified as a descriptive and exploratory research. Eighteen periods of network behavior were analysed. The analyses allow us to understand better the representativeness of SNA metrics in the environment of knowledge sharing. A new metric called “degree-weight” was proposed. Also it was proposed a set of actions related to SNA metrics. A different set of actions was applied to two distinct networks. The results show us different network behaviors for each one of the set of actions. Also it was possible identify better conditions to the knowledge sharing process for one of the network structures.

Key-words: knowledge sharing; social network analysis; knowledge management; complex networks

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas de Desenvolvimento da Pesquisa.....	28
Figura 2 - Exemplo de rede com oito <i>nodes</i> e dez <i>links</i>	33
Figura 3 - Representação de SN (Grafo e Matriz).....	35
Figura 4 - Rede não-direcionada (lado esquerdo) e direcionada (lado direito)	37
Figura 5 – <i>Links</i> bidirecionais, direcionais e com peso	41
Figura 6 – Exemplo de Grafo para cálculo do Clustering Coefficient	44
Figura 7 – Open Triplet e Closed Triplet	45
Figura 8 – Rede regular, aleatória e Small-world	49
Figura 9 – Rede e Gráfico de Distribuição de Graus.....	55
Figura 10 – Distribuição de Graus com probabilidade aleatória.....	56
Figura 11 – Distribuição de Graus com probabilidade de Lei de Potência.....	57
Figura 12 – Exemplo de Grafo Aleatório e Livre de Escala.....	59
Figura 13 - Padrão de comunicação por email dos funcionários da HP.....	63
Figura 14 - Rede de executivos de uma empresa de petróleo.....	67
Figura 15 - Gráfico de Estrela	70
Figura 16- Gráfico de Círculo	71
Figura 17 - Gráfico em Linha.....	71
Figura 18 - Exemplo de gráfico para ARS gerado pelo Gephi.....	81
Figura 19 - Processos de conversão do conhecimento.....	86
Figura 20 – Elementos – Sistemas Complexos.....	91
Figura 21 - Modelo simplificado de compartilhamento do conhecimento	96
Figura 22 – Processo de Gestão do Conhecimento.....	101
Figura 23 – Formas de vínculo (<i>Links</i>) entre os <i>nodes</i> da rede	112
Figura 24 – Ambiente de cadastro de aplicativos do Facebook.....	115
Figura 25 - Permissões de acesso às informações.....	116
Figura 26 – Interface para envio de parâmetros de consulta ao Facebook.....	116
Figura 27 - Processo de obtenção dos dados do Facebook	118
Figura 28 – Fluxograma - Obtenção de dados	119
Figura 29 - Dimensões de Análise dos Dados	122
Figura 30 - Procedimento de análise dos dados	123

Figura 31 - Procedimento de análise dos dados	125
Figura 32 - Valores para expoente α (<i>power-law</i>) - Semana 1	137
Figura 33 – Disposição da Rede - Período 1 (25/02 a 03/03)	139
Figura 34 – Disposição da Rede - Período 2 (25/02 a 10/03)	144
Figura 35 – Disposição da Rede - Período 3 (25/02 a 17/03)	146
Figura 36 – Disposição da Rede - Período 4 (25/02 a 24/03)	148
Figura 37 – Disposição da Rede - Período 5 (25/02 a 31/03)	150
Figura 38 – Disposição da Rede - Período 6 (25/02 a 07/04)	153
Figura 39 – Disposição da Rede - Período 7 (25/02 a 14/04)	159
Figura 40 – Disposição da Rede - Período 8 (25/02 a 21/04)	160
Figura 41 – Disposição da Rede - Período 9 (25/02 a 28/04)	161
Figura 42 – Disposição da Rede - Período 10 (25/02 a 05/05)	162
Figura 43 – Período 12 (25/02 a 19/05)	171
Figura 44 – Período 11 (25/02 a 12/05)	171
Figura 45 – Período 13 (25/02 a 26/05)	172
Figura 46 – Período 14 (25/02 a 02/06)	172
Figura 47 – Período 15 (25/02 a 09/06)	173
Figura 48 – Período 16 (25/02 a 16/06)	173
Figura 49 – Período 17 (25/02 a 23/06)	173
Figura 50 – Período 18 (25/02 a 30/06)	173
Figura 51 – Estruturas das Redes - Período 1 – 01/08 a 08/08	187
Figura 52 – Período 2 (01/08 a 15/08)	191
Figura 53 – Período 3 (01/08 a 22/08)	193
Figura 54 – Período 4 (01/08 a 29/08)	195
Figura 55 – Período 5 (01/08 a 19/09)	197

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Exemplo de Matriz.....	34
Tabela 2 – Exemplo Cálculo da Distribuição dos graus	54
Tabela 3 - Medidas de graus de centralidade para diferentes estruturas de rede	72
Tabela 4 - Medidas de graus de closeness para diferentes estruturas de rede	74
Tabela 5 - Medidas de betweenness para diferentes estruturas de rede.....	75
Tabela 6 – Métricas Modelos da Rede – Período 1	136
Tabela 7 – Valores de Métricas da Rede – Período 1	138
Tabela 8 – Valores de Métricas Individuais – Período 1	141
Tabela 9 – Métricas de Acompanhamento – Período 1	143
Tabela 10 – Valores de Métricas Individuais – Período 2	145
Tabela 11 – Valores de Métricas Individuais – Período 3	147
Tabela 12 – Valores de Métricas Individuais – Período 4	149
Tabela 13 – Valores de Métricas Individuais – Período 5	151
Tabela 14 – Valores de Métricas Individuais – Período 6	154
Tabela 15 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 6	156
Tabela 16 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 6.....	156
Tabela 17 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 6.....	157
Tabela 18 – Valores de Métricas Individuais – Período 7	159
Tabela 19 – Valores de Métricas Individuais – Período 8	160
Tabela 20 – Valores de Métricas Individuais – Período 9	162
Tabela 21 – Valores de Métricas Individuais – Período 10	163
Tabela 22 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 10.....	164
Tabela 23 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 10	165
Tabela 24 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 10.....	165
Tabela 25 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 18.....	166
Tabela 26 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 18	169
Tabela 27 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 18.....	169
Tabela 28 – Valores de Métricas Individuais – Período 11	177
Tabela 29 – Valores de Métricas Individuais – Período 12	177
Tabela 30 – Valores de Métricas Individuais – Período 13	177
Tabela 31 – Valores de Métricas Individuais – Período 14	178

Tabela 32 – Valores de Métricas Individuais – Período 15	178
Tabela 33 – Valores de Métricas Individuais – Período 16	178
Tabela 34 – Valores de Métricas Individuais – Período 17	179
Tabela 35 – Valores de Métricas Individuais – Período 18	179
Tabela 36 – Métricas Redes 1 e 2 - Comparativo 1	186
Tabela 37 – Valores de Métricas Degree-Weigth para os Grupos – Período 3 – R2	200
Tabela 38 – Métricas das Redes – Períodos Comparativos 1 a 5.....	201
Tabela 39 – Modelo da Rede 1 – Períodos Comparativos.....	205
Tabela 40 – Modelo da Rede 2 – Períodos Comparativos.....	206
Tabela 41 – Absorção e Oferta Informação – Períodos Comparativos	207

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Definições de elementos que compõem uma rede	32
Quadro 2 – Características dos Modelos de Redes	60
Quadro 3 - Métricas de SNA utilizadas em artigos	68
Quadro 4 - Níveis de análise para as redes	78
Quadro 5 - Métricas de conversão do conhecimento Explícito – Tácito	100
Quadro 6 - Métricas de compartilhamento de conhecimento	102
Quadro 7 - Características: Fan Page e Group	110
Quadro 8 – Períodos de Coleta de Dados	120
Quadro 9 – Características das métricas para classificação da Tipologia da Rede	124
Quadro 10 – Identificação dos Grupos	125
Quadro 11 – Interpretação do valor de δ	130
Quadro 12 – Métricas de Compartilhamento do Conhecimento	131
Quadro 13 – Comportamento das métricas e ferramentas para identificação da Tipologia da Rede	134
Quadro 14 – Cálculo Para Identificação Modelos de Rede	136
Quadro 15 – <i>Nodes</i> com melhores valores nas métricas – Período 1 a 6	155
Quadro 16 – Proposta de Diretrizes	181
Quadro 17 – Coleta de dados no período comparativo	182
Quadro 18 – Atividades realizadas com as redes	183
Quadro 19 – Atividades realizadas com as redes	194
Quadro 20 – Métricas Individuais – Período Comparativo n° 5	196

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Média dos Graus - Períodos 1 a 18	167
Gráfico 2 – Densidade – Períodos 1 a 18	167
Gráfico 3 – Média dos Pesos - Frequência	168
Gráfico 4 – Absorção e Oferta de Informação - Períodos 1 a 18.....	170
Gráfico 5 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18	171
Gráfico 6 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18	174
Gráfico 7 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18	175
Gráfico 8 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18	176
Gráfico 9 – Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – Rede 1 - Período 1...	188
Gráfico 10 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 1 – Período 1	189
Gráfico 11 – Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – Rede 2 - Período 1.	189
Gráfico 12 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 2 – Período 1	190
Gráfico 13 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 1 – Períodos 1 a 5.....	198
Gráfico 14 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 2 – Períodos 1 a 5.....	199
Gráfico 15 – Quantidade de <i>Nodes</i> nas Redes	201
Gráfico 16 – Quantidade de <i>Links</i> nas Redes	202
Gráfico 17 – Graus Médios das Redes	202
Gráfico 18 – Pesos Médios das Redes	203
Gráfico 19 – Densidade das Redes.....	203
Gráfico 20 – Clustering Coefficient das Redes.....	204
Gráfico 21 – Average Clustering Coefficient das Redes	204
Gráfico 22 – Quantidade de <i>Single Components</i> nas Redes	204
Gráfico 23 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 5.....	207

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	19
Problema de Pesquisa	25
Objetivo	25
Objetivo Geral	26
Objetivos específicos	26
Justificativas	26
Etapas da Pesquisa	27
Estrutura do Trabalho	28
1 – REDES COMPLEXAS	30
1.1 – Teoria das Redes e Sistemas Complexos	30
1.2 – Definições e conceitos	31
1.2.1 – Representação em forma de matriz	33
1.2.2 – Redes direcionais e biderecionais	36
1.2.3 - <i>Component e Giant Component</i>	37
1.2.4 - <i>Degree</i>	38
1.2.5 - Pesos	40
1.2.6 - Distância	41
1.2.7 – Diâmetro	42
1.2.8 – Densidade	42
1.2.9 - Coeficiente de aglomeração	44
1.3 – Modelos de Redes	46
1.3.1 – Modelo de Redes Regulares	46
1.3.2 – Modelo de Grafos Aleatórios – Erdős e Rényi	47
1.3.3 – Modelo <i>Small-world</i> – Watts e Strogatz	47
1.3.4 – Modelo Scale-Free - Albert e Barabási	51
1.3.5 – Modelo de Redes Hierárquicas e Modulares	52
1.3.6 – Outros Modelos de Redes	52
1.4 – Distribuição dos graus e modelos de redes	53
2 – REDES SOCIAIS	61
2.1- Definição de Rede Social	61

2.2 – Análise de Redes Sociais (ARS).....	64
2.3 - Representação de Dados para Redes Sociais	66
2.4 - Métricas para Análise de Redes Sociais.....	67
2.4.1 - Degree.....	68
2.4.2 - Indegree	69
2.4.3 - Outdegree.....	69
2.4.4 - Centralidade	69
2.4.5 - Degree centrality (Grau de Centralidade)	71
2.4.6 - Closeness Centrality (Proximidade).....	73
2.4.7 - Betweenness Centrality (Intermediação)	74
2.5 - Formas de Análise de Redes Sociais	76
2.6 – <i>Softwares</i> Para Auxílio à Análise de Redes.....	80
3 - GESTÃO DO CONHECIMENTO	83
3.1 - Conhecimento e Gestão do Conhecimento	83
3.2 - Gestão do conhecimento e sistemas complexos	88
3.3 - Gestão do Conhecimento e ARS.....	93
3.4 - Processo de Compartilhamento do Conhecimento.....	94
3.5 - Métricas de Compartilhamento do Conhecimento	98
3.6 – Incentivos ao Compartilhamento do Conhecimento.....	102
3.7 –Compartilhamento do Conhecimento em Ambiente <i>Web</i>	103
4 – PROCEDIMENTO METODOLÓGICO E COLETA DE DADOS	107
4.1 - Classificação metodológica	107
4.2 - Coleta de dados.....	108
4.3 – Critérios para formação de <i>Links</i>	111
4.3 – Captura e armazenagem dos dados	114
5 - ANÁLISE DE DADOS E PROPOSTA DE AÇÕES.....	122
5.1 – Descrição do processo de análise dos dados	122
5.2 - Proposta da métrica <i>Degree-Weight</i> (Grau-Peso)	126
5.3 - Proposta de Métricas Para Acompanhamento do Compartilhamento do Conhecimento	131
5.4 – Análise dos dados coletados	132
5.4.1 – Análise no nível macro.....	132
5.4.2 – Análise no nível meso.....	139
5.4.3 – Análise no nível micro.....	140

5.4.4 – Medidas de acompanhamento - Período 1	142
5.4.5 – Análise de dados – Períodos 2 a 6	143
5.4.6 – Análise de dados – Períodos 7 a 10	158
5.4.7 – Análise de dados – Períodos 11 a 18	165
5.5 - Proposta de Ações.....	180
5.6 - Ações a Serem Aplicadas nas Redes.....	182
5.6.1 – Acompanhamento das ações – Comparativo 1	186
5.6.2 – Acompanhamento das ações – Comparativo 2	190
5.6.3 – Acompanhamento das ações – Comparativo 3	192
5.6.4 – Acompanhamento das ações – Comparativo 4	194
5.6.5 – Acompanhamento das ações – Comparativo 5	196
5.6.6 – Acompanhamento das ações – Visão Geral.....	200
CONCLUSÃO.....	209
Trabalhos Futuros.....	216
REFERÊNCIAS.....	218
APÊNDICE A – Script PHP Para Captura de Dados.....	229
APÊNDICE B – Exemplo de Arquivo – Identificação <i>Nodes</i>	237
APÊNDICE C – Exemplo de Arquivo - Coleta de <i>Links</i>	238
APÊNDICE D – Valores Simulados – Redes Aleatórias	239
APÊNDICE E – Rotina Software R – Identificar Power-law	241
APÊNDICE F – Gráficos Distribuição Graus – Power-law	242

INTRODUÇÃO

O conhecimento, em sua essência, é individual e não pode ser compartilhado ou transferido (NONAKA, 1994; HENDRIKS, 1999; LIEW, 2007).

Embora essa afirmação apresente indicadores das dificuldades de se compreender os processos de transferência, socialização e compartilhamento do conhecimento, as organizações reconheceram a importância desses processos ao identificar o conceito de conhecimento como condição de vantagem competitiva. Em função disso, o assunto tem recebido grande atenção tanto do mundo corporativo quanto de pesquisadores da área de gestão (VON KROGH, ICHIJO e NONAKA, 2000).

Em um ambiente competitivo o conhecimento organizacional é indicado como uma fonte de diferencial, pois representa um bem que não pode ser facilmente copiado ou adquirido em qualquer tipo de mercado (BROWN e DUGUID, 2001; HUANG, 2009).

O esforço desenvolvido pelas organizações para criar, acessar e dar suporte aos recursos de conhecimento é denominado de Gestão do Conhecimento (KM – *Knowledge Management*) (LEE, 2000; ALAVI e LEIDNER, 2001; KIM, SUH e JUN, 2011; KIM, HONG e SUH, 2012).

De acordo com Lee (2000) e Kim, Hong e Suh (2012) a atividade de KM é composta por quatro processos principais: capturar, armazenar, compartilhar e usar o conhecimento, sendo que, dentre estes, compartilhar o conhecimento é destacado como sendo o principal processo a ser realizado. Esta constatação já havia sido indicada por Nonaka e Kono (1998) ao informarem que compartilhar conhecimento é a maior barreira para transformar conhecimento individual em conhecimento organizacional.

As dificuldades de compartilhar o conhecimento estão vinculadas à própria essência de sua definição, que o concebe como uma capacidade de agir e compreender que está contida na mente (ou no cérebro) e que representa

respectivamente o saber “o que” (*know-what*), o saber “como” (*know-how*) e o saber “porque” (*know-why*) (LIEW, 2007).

A partir dessa definição, conforme argumenta Nonaka (1994), pode-se perceber que o conhecimento em seu nível mais fundamental é criado individualmente e, em função disso, o conhecimento isolado em uma única pessoa não representa o conhecimento de todo um grupo de pessoas ou de toda a organização.

Para a organização, o conhecimento é o resultado das interações entre os indivíduos que dela fazem parte e, sem os quais, o conhecimento não poderia ser criado (NONAKA, 1994).

Nonaka, Toyama e Kono (2000) relatam que tal criação se dá muito mais por meio de interações entre indivíduos ou entre estes e seus ambientes do que por indivíduos atuando de maneira isolada.

A mesma ideia é expressa por Perrin, Rolland e Stanley (2004) ao registrarem que a interação é a chave para a existência do conhecimento comum, fazendo com que este conhecimento seja um efeito que emerge como resultado da interação entre os membros da organização.

Embora estas definições e constatações não sejam recentes, pois algumas delas foram apresentadas desde os anos 90, como por exemplo, Nonaka (1994) e Nonaka e Kono (1998), historicamente os esforços em estudos relacionados à Gestão do Conhecimento se iniciaram com um foco direcionado para a área de tecnologia.

Swan et. al. (1999) explicam que, primeiramente, assumiu-se na literatura referente à Gestão do Conhecimento que a tecnologia era capaz de prover uma rede de conexões entre indivíduos e grupos geograficamente distantes, considerando que somente isso era suficiente para permitir o compartilhamento do conhecimento de maneira efetiva.

Ainda para Swan et. al (1999) este panorama criou uma perspectiva do conhecimento visto como habilidades cognitivas (entradas / *inputs*) que podem ser transferidas e processadas pela tecnologia para produzir certos resultados (*outputs*). Porém, as indicações são de que, o conhecimento, diferentemente da informação, não pode simplesmente ser processado, pois ele precisa ser recriado e reconstruído por meio das dinâmicas de interação entre os indivíduos em um ambiente de rede social.

Vários pesquisadores dedicam esforços para compreender melhor as questões do conhecimento e seu envolvimento no contexto organizacional. Por exemplo, Nonaka (1994) ao estudá-lo, descreveu dois tipos de conhecimento: o tácito e o explícito.

O conhecimento tácito caracteriza-se como uma qualidade pessoal, tornando-se difícil de ser formalizado. O conhecimento explícito se refere ao conhecimento que é transmitido em uma linguagem formal, como é o caso de um relatório.

A interação entre os dois tipos de conhecimento possibilita quatro modos de conversão: 1 – Socialização: do tácito para o tácito; 2 – Combinação: do explícito para o explícito; 3 – Externalização: do tácito para o explícito; 4 – Internalização: do explícito para o tácito (NONAKA, 1994; NONAKA, TOYAMA e KONO, 2000; NONAKA e TOYAMA, 2003).

O processo de conversão do conhecimento, apresentado por Nonaka e Toyama (2003) conhecido como Modelo SECI (***S**ocialization, **E**xternalization, **C**ombination e **I**nternalization*), é dependente de seu compartilhamento que, por sua vez, também exige esforços de interação entre pessoas e tecnologia.

Lei e Xin (2011) explicam que esse compartilhamento envolve três áreas: a construção de conteúdo, a construção de tecnologia e a construção de relacionamentos interpessoais.

A realização de estudos na área de Gestão do Conhecimento voltados para a área tecnológica possibilitou um apoio maior para os processos de combinação, externalização e internalização. Mecanismos de armazenamento de dados, *softwares* de processamento de texto e de imagem facilitam estes processos, porém ainda há um campo grande de estudos para a questão da transferência e do fluxo de informação e conhecimento entre as pessoas.

Quando se trata do processo de compartilhamento de conhecimento, principalmente do conhecimento tácito, percebe-se que sua prática se dá, essencialmente no relacionamento entre as pessoas e neste aspecto torna-se importante os conceitos oriundos dos estudos realizados sobre redes sociais.

As redes sociais não existem somente em função das tecnologias computacionais. Newman (2001) define uma rede social como sendo um conjunto de pessoas, onde cada uma delas participa, com algumas outras pessoas, de algum subconjunto desta rede.

O campo de estudo das redes, baseado na abordagem direcionada para análise de modelos de redes e de suas dinâmicas de funcionamento tem sido objeto de interesse de áreas consideradas interdisciplinares como: Física, Matemática, Ciência da Computação, Biologia, Economia e Sociologia (WATTS, 2004).

Chan e Liebowitz (2006) registram a necessidade de uma forma sistemática para analisar a rede e informam que, em se tratando de rede de pessoas, a Análise de Redes Sociais (ARS) é a resposta para os procedimentos de análise.

A ARS considera os relacionamentos sociais sob a perspectiva da Teoria das Redes. Por isso, na ARS os elementos (indivíduos) que compõem a rede são chamados de nós (*nodes*) e as conexões entre eles são chamadas de laços (*ties*, *edges*, *links* ou *connections*). A ARS é utilizada para auxiliar a identificar os relacionamentos entre indivíduos e grupos, descrevendo a estrutura destas relações (WASSERMAN e FAUST, 1994; LEI e XIN, 2011).

Uma característica das redes sociais é que elas emergem a partir das estratégias, afinidades, necessidades e relações de poder existente entre seus membros, indicando que elas se estruturam de maneira auto-organizada. Isso resulta em rede dinâmica e significa que a estrutura se altera ao longo do tempo. Estas características permitem que essas redes sejam consideradas sistemas complexos e, ao mesmo tempo, que a ARS represente também uma forma para analisar e modelar sistemas complexos (MUELER, GRONAU e LEMBCKE, 2008; WU, GE e XU, 2011).

Ottino (2004) cita que os conceitos de Sistemas Complexos têm sido utilizados em diversas áreas, tais como: Ecologia, Física, Biologia, Sociologia, Economia e Psicologia.

Para este trabalho a visão de Sistemas Complexos foi utilizada conforme apresentada por McCarthy e Rakotobe-Joel (2000), ou seja, como uma perspectiva diferente da visão proposta pelo reducionismo, pois enquanto este considera que o conhecimento sobre as partes é representativo para compreender o comportamento de todo o sistema, a Teoria dos Sistemas Complexos ou Teoria da Complexidade, considera que conhecer as partes não é suficiente para compreender o funcionamento do sistema como um todo porque existe auto-organização e interdependência entre estas partes.

Axelrod e Cohen (2001) indicam possibilidades de ações que podem auxiliar na condução dos sistemas complexos, visto que os agentes que o compõem tomam

suas próprias decisões baseados em estratégias que lhes permitam alcançar seus objetivos. Neste sentido, Axelrod e Cohen (2001) destacam a existência de “*designers*” ou autores de políticas que podem influenciar o funcionamento do sistema, que embora de maneira não determinística, responde a essas políticas e regras.

É com base nas indicações de Axelrod e Cohen (2001), assim como de Ottino (2004) e McCarthy e Rakotobe-Joel (2000) que se estabelece para este trabalho a afirmativa de que “*um sistema complexo permite ações que o direcionem para um determinado ponto de referência, embora não se possa definir de maneira exata o resultado produzido pelo sistema*”.

Assim como as redes emergem dos relacionamentos individuais, o conhecimento, conforme visto, também pode ser considerado um resultado que emerge dos relacionamentos entre os indivíduos. O conceito de emergência também é uma das características dos sistemas complexos (OTTINO, 2004).

Dessa maneira, apresentam-se os dois principais temas tratados neste trabalho (redes e gestão do conhecimento), interligados por uma perspectiva de que os relacionamentos entre os indivíduos que compõem a rede social, são capazes de gerar uma estrutura auto-organizada que possibilita ou restringe o processo de compartilhamento do conhecimento, causando influências no conhecimento que emerge desta rede.

Foi essa a perspectiva que deu suporte para uma segunda afirmativa norteadora deste trabalho. A afirmativa de que “*a estrutura das redes sociais influenciam o compartilhamento do conhecimento*”.

Nesse contexto, apresenta-se ainda a Análise de Redes Sociais como uma ferramenta com potencial de auxílio à compreensão de como a rede está estruturada, permitindo entender melhor como o conhecimento pode ser compartilhado.

A dificuldade neste contexto reside na questão de que a ARS tem suas métricas baseadas nos conceitos da Teoria das Redes, o que possibilita sua aplicação não apenas nas áreas de estudos de indivíduos, mas sim em diversas estruturas que possuem relacionamento entre seus elementos.

Barabási (2012), por exemplo, utiliza os conceitos de análise das redes para estudar as conexões entre células e doenças. Lusseau (2003) utilizou-se das redes para analisar uma comunidade de golfinhos. Kinney et. al. (2005) fizeram uso dos

mesmos conceitos para estudar problemas na rede de energia elétrica norte-americana. Hidalgo et. al. (2007) estudaram condições de desenvolvimento de países, focando seu estudo nas questões econômicas. Yong-Yeol et. al. (2011) publicaram um estudo sobre os relacionamentos entre os sabores dos alimentos. Aral e Walker (2011) utilizaram as propriedades das redes para estudar a difusão do “contágio social” de produtos cuja divulgação é feita por meio de mídias sociais.

Cada uma das áreas que fazem uso das métricas e técnicas da ARS precisa estabelecer o que elas significam dentro do contexto de análise. No campo da Gestão do Conhecimento e a utilização dos conceitos da ARS foram identificados, durante a revisão bibliográfica deste estudo, alguns trabalhos, como por exemplo: LEE (2000); CROSS et. al (2001), CHAN e LIEBOWITZ (2006); MÜLLER-PROTHMANN (2007); MUELER, GRONAU e LEMBCKE (2008); KIM et.al. (2009); ROCHA (2009); LEI e XIN (2011); MÜLLER-PROTHMANN, (2011), KIM, SUH e JUN, (2011); WENZEL, BJEGOVIC e LAASER (2011) .

Kim et. al. (2009) reafirmam a importância de estudos com foco nas redes sociais na área de Gestão do Conhecimento, posicionando a adoção deste paradigma, principalmente a partir do ano 2000.

Wu, Ge e Xu (2011) considerando a importância de pesquisas relacionando a ARS e a KM, realizaram uma pesquisa nas bases de dados da SSCI (*Social Sciences Citation Index*) e da SCIE (*Science Citation Index Expanded*) e encontraram um crescente interesse nesta área, particularmente no que diz respeito à quantidade de citações nesses periódicos.

A maioria dos estudos localizados durante a etapa de revisão bibliográfica mostrou a estrutura da rede utilizando uma perspectiva de análise focada no indivíduo, grupo ou relacionamentos, sem abordar uma perspectiva um pouco mais ampla, analisando, por exemplo, a rede em seu sentido geral, de grupos e também dos indivíduos, em um único trabalho.

O estudo de Wang e Noe (2011) também identificou a Análise de Redes Sociais como uma das áreas a ser utilizada em pesquisas futuras relacionadas à área de Gestão do Conhecimento, ressaltando a necessidade de que essas pesquisas utilizem análises em diferentes níveis da rede.

A indicação de que os trabalhos se restringem à descrição dos indivíduos evidencia necessidades mais profundas de estudos bem como a descoberta de propostas de ações que possam manter a estrutura atual ou alterá-la de maneira a

buscar uma rede melhor estruturada para o compartilhamento do conhecimento (MÜLLER-PROTHMANN,2011; KIM, HONG E SUH, 2012).

O trabalho de Müller-Prothmann (2011) apresenta sete passos a serem cumpridos para que o uso da ARS possa contribuir para a Gestão do Conhecimento. As etapas se iniciam com a definição do domínio do conhecimento que se deseja pesquisar e terminam com a determinação de ações de intervenção. Porém, ainda que já se tenha definido as etapas de estudo, Müller-Prothmann (2011) bem como Kim, Hong e Shu (2012) indicam a necessidade da realização de mais estudos na última etapa (determinação de ações).

Problema de Pesquisa

Uma vez apresentada a contextualização deste estudo, tendo como fatores principais:

- o conhecimento como um constructo social;
- a questão da importância da gestão do conhecimento para as organizações;
- a necessidade de estudos relacionados à perspectiva do compartilhamento do conhecimento;
- a possibilidade de uso da ARS no campo da gestão do conhecimento;
- a falta de estudos em ARS com abordagem em diferentes níveis de análise; e principalmente,
- as necessidades de ampliação de estudos abordando a questão de relacionar a ARS com ações práticas para a gestão do conhecimento;

apresenta-se o seguinte problema de pesquisa:

Quais ações, de acordo com as métricas da ARS, podem contribuir para oportunidades de compartilhamento de conhecimento na rede?

Objetivo

Com base no problema apresentado estabeleceu-se o objetivo geral e os objetivos específicos para este estudo, conforme descritos a seguir:

Objetivo Geral

Identificar relacionamentos entre a estrutura da rede, as métricas da ARS e ações que promovam oportunidades para o processo de compartilhamento de conhecimento na rede.

Objetivos específicos

- Descrever o significado das métricas da ARS para o processo de compartilhamento do conhecimento;
- Possibilitar uma visão das métricas da ARS tanto para uma perspectiva local (análise de um assunto, grupo ou indivíduo) como para uma perspectiva global (análise da rede como um todo) para o compartilhamento do conhecimento;
- Identificar, a partir do acompanhamento das métricas da ARS, ações que possam ser tomadas para que se obtenha oportunidades para o processo de compartilhamento do conhecimento.

Justificativas

Como justificativas de realização deste trabalho, apresentam-se, pelo menos, os seguintes itens:

- Identificação da necessidade de pesquisas na área de Análise de Redes Sociais e Gestão do Conhecimento com foco na proposta de ações a partir de uma abordagem baseada na ARS (MÜLLER-PROTHMANN, 2011; KIM, HONG e SUH, 2012).
- Consonância do estudo proposto com a perspectiva da atual fase das pesquisas relacionadas à Gestão do Conhecimento que consideram a importância das pessoas, ao reconhecer o conhecimento organizacional como um processo emergente dos relacionamentos sociais, ao invés de um foco mais direcionado para a tecnologia;

- Existência de tendência crescente de realização de pesquisas na área de Análise de Redes Sociais e Gestão do Conhecimento;
- Relevância da Gestão do Conhecimento no contexto organizacional;
- Importância do processo de compartilhamento do conhecimento para a KM;
- Oportunidade de contribuir com o grupo de pesquisas na linha de Economia, Organizações e Gestão do Conhecimento.

Etapas da Pesquisa

Os procedimentos de realização deste estudo foram distribuídos em três grandes etapas: revisão bibliográfica, coleta e análise dos dados e conclusão.

Na primeira foi realizado um levantamento bibliográfico dos principais assuntos abordados. Como áreas principais estabeleceram-se os conceitos de redes complexas, análise de redes sociais e gestão do conhecimento, com uma abordagem de sistemas complexos oferecendo subsídios para essas áreas.

A partir do levantamento bibliográfico, foram analisados os significados das métricas da ARS no contexto do compartilhamento do conhecimento e estruturada a realização da coleta de dados. A visão obtida a partir do levantamento bibliográfico e da análise das métricas da coleta de dados possibilitou formular propostas de ações que direcionassem a estrutura da rede para condições de favorecimento ao compartilhamento do conhecimento.

Uma vez estabelecidas as propostas de ações, foram determinadas duas amostras. A primeira sofreu a imposição de algumas ações propostas, enquanto a segunda recebeu a aplicação de um número maior de ações. Foram coletados dados das duas amostras e foram comparadas as métricas das duas redes para verificar os resultados da realização das ações propostas.

A última etapa está definida como um período para análise e discussão dos resultados obtidos, bem como elaboração das conclusões. A Figura 1 ilustra as etapas desta pesquisa, apontando as principais atividades contidas em cada uma delas. Maiores detalhes sobre o desenvolvimento metodológico deste trabalho são apresentados nos Capítulos Quatro e Cinco, dedicados à descrição do mecanismo de coleta e análises dos dados, bem como apresentação de resultados das análises.

Figura 1 - Etapas de Desenvolvimento da Pesquisa

Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está dividido em sete seções. A primeira delas é denominada de Introdução e apresenta o contexto em que estão inseridos os fatores que motivaram o estudo. Nela estão contidos uma breve descrição dos assuntos Gestão do Conhecimento e Análise de Redes Sociais, além do problema de pesquisa, as justificativas e as etapas de desenvolvimento da pesquisa.

No primeiro capítulo são abordados os principais temas de interesse deste estudo no que diz respeito às Redes Complexas. Pretende-se que a abordagem possa servir de subsídios para uma melhor interpretação e análise das métricas utilizadas pela Análise de Redes Sociais.

O segundo capítulo aborda os conceitos e métricas utilizadas pela ARS, descrevendo-os e relacionando-os com sua representatividade para o compartilhamento do conhecimento.

No capítulo três, o principal tema abordado é a Gestão do Conhecimento e seus conceitos centrais, bem como o processo de compartilhamento do conhecimento e uma contextualização em relação às redes sociais e as métricas utilizadas para o acompanhamento do processo de compartilhamento do conhecimento.

O capítulo quatro foi dedicado ao detalhamento dos procedimentos metodológicos utilizados e do mecanismo da coleta de dados, enquanto o quinto capítulo foi dedicado à análise dos dados, proposta de métrica para análise, proposta das ações e o acompanhamento da aplicação das ações.

A sexta seção apresenta discussões sobre os resultados alcançados, conclusão e indicações de propostas de estudos futuros.

1 – REDES COMPLEXAS

Os conceitos básicos sobre a Teoria das Redes não são exclusividade da área de redes sociais e têm sua aplicação em diversas áreas, tais como: Computação, Matemática, Biologia, Sociologia, Antropologia, Neurociência, Física, Química e Economia (STROGATZ, 2001; WATTS, 2004; HANSEN, SHNEIDERMAN E SMITH, 2011).

Em virtude de sua ampla utilização é importante que estes conceitos sejam apresentados para que se possa compreender melhor as especificidades de suas aplicações à Análise de Redes Sociais.

1.1 – Teoria das Redes e Sistemas Complexos

Para Ottino (2004) as características dos sistemas complexos são a adaptação, a auto-organização e o comportamento emergente.

Bar-yam (1997) argumenta que um olhar sob a perspectiva de sistemas complexos impõe compreender o relacionamento entre as diferentes partes do sistema com seu todo. Isso diz respeito ao questionamento de como a complexidade do todo está relacionada com a complexidade das partes.

Morin (2001) aborda a Teoria da Complexidade relacionando-a com os conceitos da Teoria dos Sistemas e o próprio ser humano. Para Morin (2001, p. 51) é com as ideias do pesquisador Von Neumann, na área de cibernética que, *“pela primeira vez, o caráter fundamental do conceito de complexidade aparece na sua ligação com os fenômenos de auto-organização”*.

Curlee e Gordon (2011, p. 4) usam uma metáfora para ilustrar este fato ao comentar que *“estudar o comportamento independente de uma formiga não explica a dinâmica do funcionamento do formigueiro”*, assim como estudar como o coração humano funciona não explica o relacionamento entre glândulas, cérebro, coração,

sangue e o que acontece com as outras partes quando uma delas não funciona como deveria. Para Curlee e Gordon (2011) o pensamento ocidental identifica o universo mais como uma série de sistemas discretos do que como sistemas que estão interconectados.

É sobre o aspecto de compreender melhor as conexões entre as partes do sistema que o estudo sobre redes assume sua importância. Ottino (2004) comenta sobre a existência de muitos exemplos de redes complexas que têm impacto em nosso dia-a-dia tais como: rodovias, rede elétrica e Internet. Porém, ainda de acordo com Ottino (2004), os projetos de engenharia que originaram estas redes são normalmente desenvolvidos de maneira isolada, sem uma atenção para o planejamento de suas conexões.

A Teoria das Redes tem sido diretamente associada à Teoria da Complexidade no sentido de permitir investigar o fato de que o estado de cada um dos *nodes* da rede se dá em função do estado dos *nodes* aos quais está conectado. A partir desta explicação, pode-se associar a ideia da rede com o funcionamento do cérebro como uma rede neural, as organizações como redes de departamentos, dos departamentos como rede de pessoas e um setor econômico como redes de empresas (LEVY, 2000).

Na visão de Barabási (2012) para se entender um sistema complexo, primeiramente é necessário um mapa que o represente. Glattfelder (2012) argumenta que, assim como, a Física depende das equações, os sistemas complexos dependem das redes complexas para modelar os seus objetos de estudo.

1.2 – Definições e conceitos

Easley e Kleinberg (2010) explicam que, em sua forma mais básica, uma rede é qualquer coleção de objetos na qual alguns pares destes objetos estão de alguma maneira, ligados um ao outro. Isso torna a definição de rede bastante flexível, pois dependendo do tipo dos objetos, muitas formas de relacionamento ou conexões podem ser utilizadas para estabelecer a maneira pela qual os objetos estão interligados.

Os objetos e suas conexões são os elementos básicos que compõem a rede. Dependendo da área específica de aplicação dos conceitos de redes, os objetos e a representação de suas conexões recebem diferente substantivos para denominá-los.

O Quadro 1 apresenta uma lista desses substantivos e suas áreas de principal uso.

Definições	Palavras utilizadas (tradução nossa)	Principal área de uso	Referência Bibliográfica
Conjunto ou coleção de elementos	Rede	Teoria das Redes	Barabási, 2012
	Grafo	Matemática / Teoria dos Grafos	Barabási, 2012
Objeto que compõem a rede	<i>vertex</i> (vértice)	Matemática / Teoria dos Grafos/ Física	Newman (2003); Barabási (2012) ;
	<i>node</i> (nó)	Teoria das Redes / Computação	Newman (2003); Barabási (2012)
	<i>actor</i> (ator)	Sociologia	Newman (2003)
Conexões entre os elementos da rede	<i>edge</i> (aresta)	Matemática / Teoria dos Grafos	Barabási (2012)
	<i>bond</i>	Física	Newman (2003)
	<i>link</i> (conexão)	Teoria das Redes / Computação	Newman (2003); Barabási (2012)
	<i>tie</i> (laço)	Sociologia	Newman (2003)

Quadro 1 - Definições de elementos que compõem uma rede

Na definição de Albert e Barabási (1999) uma rede complexa é uma estrutura composta por *nodes* representando os elementos do sistema e *links* para representar as conexões entre eles. É esta a concepção de rede complexa utilizada neste trabalho.

Na descrição de Rodrigues (2007) redes complexas podem ser estáticas quando o número de componentes, os *links* e critérios de determinação de interações não se altera ou dinâmicas quando, ao longo do tempo, ocorrem variações para estes componentes.

Barabási (2012) explica que, na literatura científica, os termos redes e grafos são usados como sinônimos, mas existe uma distinção sutil. A combinação dos termos rede, *node* e *link* são frequentemente utilizados para referenciar sistemas reais. Os termos grafo, vértice e aresta são utilizados quando se trata da representação matemática (modelo teórico) destas redes.

A partir destas definições, este trabalho adotará o termo “*node*” para a indicação do elemento que compõem a rede e “*link*” para a representação da conexão entre eles. A preferência pela não tradução dos termos foi feita em função de se manter a compatibilidade com a literatura estudada e para não causar confusão com outros significados que a tradução poderia assumir na Língua Portuguesa tais como, nó ou nós, ator ou agente. Além disso, mantém-se a nomenclatura atribuída à área da Teoria das Redes.

Como se pode perceber no Quadro 1 e também informado por Barabási (2012), a Teoria dos Grafos é outro campo de estudo que oferece subsídios para o estudo das redes. Um grafo pode representar os relacionamentos entre um conjunto de itens. Por isso, os grafos são úteis para o desenvolvimento de modelos matemáticos das redes (NEWMAN, 2003; EASLEY e KLEINBERG, 2010).

A Figura 2 apresenta um exemplo de um grafo representando uma rede contendo oito *nodes* e dez *links*. Enquanto os *links* podem representar como os elementos estão fisicamente ou logicamente ligados um ao outro na rede, os *nodes* podem representar computadores, pessoas, cidades ou qualquer outra coisa que seja um dos elementos da rede. Assim, os grafos podem representar redes em diferentes contextos e domínios, como por exemplo, redes tecnológicas, redes sociais, redes de informação ou de comunicação (EASLEY e KLEINBERG, 2010).

Figura 2 - Exemplo de rede com oito *nodes* e dez *links*
Fonte: Adaptado de Newman (2003, p. 2)

1.2.1 – Representação em forma de matriz

Hanemman e Riddle (2005) informam que em uma análise “convencional” os dados são apresentados em uma matriz na qual as linhas representam os objetos ou

sujeitos observados enquanto as colunas representam os valores (qualitativos ou quantitativos) de atributos, variáveis ou medidas. Neste caso, as análises podem ser feitas comparando as diferenças entre os elementos da matriz por meio da verificação do conteúdo das linhas ou realizando uma análise das colunas para identificar similaridades e diferenças entre as medidas obtidas. A Tabela 1 ilustra o formato “convencional” de uma matriz deste tipo.

Tabela 1 - Exemplo de Matriz

Nome	Sexo	Idade	Relacionamentos
Roberto	Masculino	32	2
Carol	Feminino	27	1
José	Masculino	29	1
Alice	Feminino	28	3

Fonte: Adaptado de Hanneman e Riddle (2005, p. 2)

Hanneman e Riddle (2005) também explicam que a análise das redes impõe um olhar diferente para os dados pois, para esse tipo de análise, é importante olhar os dados de uma maneira que permita compreender melhor o relacionamento entre os elementos que a compõe. Por isso, é necessário representar, além dos atributos, a forma como os *nodes* estão conectados uns aos outros.

Conforme as indicações de Izquierdo e Hanemman (2006), no contexto da análise de redes, as células da matriz, chamada de “matriz de adjacência”, representam o relacionamento (*link*) entre os *nodes*. As células da matriz são preenchidas de maneira binária. Um zero indica que não existe relacionamento entre os *nodes* e a presença do número um “1” indica a existência de um *link* entre os *nodes*.

A Figura 3 apresenta um grafo com três *nodes* e quatro *links*, bem como a representação dos dados do grafo na forma de matriz. Na matriz apresentada na Figura 3, a célula correspondente a identificação da linha “A”, coluna “B” está preenchida com o valor igual a 1, indicando a existência de um relacionamento entre o *node* “A” e *node* “B”.

Figura 3 - Representação de SN (Grafo e Matriz)
 Fonte: Adaptado de Izquierdo e Hanneman (2006, p. 6)

A partir da representação do grafo e da matriz, pode-se compreender melhor a forma matemática que descreve os grafos. Solé e Valverde (2004), Bocaletti et. al (2006) e Rocha (2009) explicam que a representação de um grafo pode ser feita por $G = (N, L)$, onde:

- G é a representação do grafo;
- N é o conjunto que representa todos os *nodes* existentes na rede sendo representado por $N = \{n_1, n_2, \dots, n_N\}$;
- L é o conjunto de *links* que representam as conexões entre os *nodes*, representado por $L = \{l_1, l_2, \dots, l_K\}$.

A representação de um par de *nodes* pode ser feita por i e j tendo como notações (i, j) ou L_{ij} . A matriz ξ indica as possibilidades de existência de interação entre os *nodes*. Caso $\xi_{ij} = 1$, isso indica que existe um *link* entre o par de *nodes* e caso $\xi_{ij} = 0$ é uma indicação de que não existe *link* entre eles.

As definições dos dados da rede na forma de matriz são importantes porque permitem a execução de vários cálculos estatísticos que determinam métricas para análises das redes.

Também é importante mencionar que, pelas definições apresentadas, i deve ser diferente de j , o que não permite a existência de *loops*, ou seja, *links* de um determinado *node* para ele mesmo. Embora isso seja possível em algumas situações como, por exemplo, no caso de uma rede de citações científicas onde um cientista pode fazer uma nova publicação e citar um trabalho dele mesmo feito em um momento anterior, Havlin e Cohen (2010) informam que um grafo que permita mais de um *link* entre o mesmo par de *nodes* e também *links* de um *node* para ele

mesmo é chamado de multigrafo (*multigraph*). As formas de análise para multigrafos não foram abordadas no escopo deste trabalho.

1.2.2 – Redes direcionais e bidirecionais

A forma como os *links* fazem a conexão com os *nodes* é importante para classificar a rede entre “direcionada ou unidirecional” e “não-direcionada ou bidirecional”. Redes direcionais podem ser também, por vezes, chamadas de digrafos (*digraph*) (NOOY, MRVAR e BATAGELJ, 2005; RUSSEL, 2011; BARABÁSI, 2012).

De acordo com as definições apresentadas por Izquierdo e Hanneman (2006), Easley e Kleinberg (2010) e Barabási (2012), uma rede é considerada direcional quando o *link* representa uma direção específica no relacionamento de um *node* para com outro na rede. Uma página de internet, por exemplo, que tem um direcionamento para outro conteúdo em outra página é um *link* direcionado. Ao enviar um *e-mail*, também se cria um *link* direcionado, pois existe um ponto de origem especificando um ponto de destino em uma relação única de envio da mensagem.

Já em uma rede bidirecional, os *links* representam relações de reciprocidade. Uma rede de colaboração entre cientistas para escrever artigos, conforme apresentado por Newman (2001) ou a representação de amizade entre um grupo de amigos, são relações bidirecionais, nas quais um *link* representa um relacionamento mútuo entre os *nodes*, pois aceitar o relacionamento de “A” com “B” implica em determinar que “B” também tem que se relacionar com “A”.

Barabási (2012) comenta também sobre a possibilidade de existência de redes que sejam, simultaneamente direcionais e bidirecionais com *links* representando os dois tipos de relacionamento.

Em termos de representação gráfica, os *links* direcionais são representados por uma seta enquanto os bidirecionais podem ser representados por uma reta ou uma seta com duas pontas (IZQUIERDO e HANNEMAN, 2006).

A Figura 4 apresenta uma comparação da representação das redes direcionais e bidirecionais. No lado esquerdo, Figura 4(a), os *nodes* estão conectados por meio de retas, indicando uma rede não-direcionada, enquanto que

ao lado direito (Figura 4(b)) pode-se perceber a presença de setas que determinam a classificação daquela rede como direcional.

No contexto deste trabalho, entende-se que as redes direcionadas representam melhor as possibilidades de estudo pois, ao se considerar o compartilhamento do conhecimento, torna-se importante reconhecer quem envia a informação que será compartilhada e quem a recebe. Da mesma forma, os *links* direcionais permitem identificar quem são os maiores colaboradores no sentido de estarem aptos a enviar informação e quem são os maiores “consumidores” da informação que circula na rede.

Figura 4 - Rede não-direcionada (lado esquerdo) e direcionada (lado direito)
Fonte: Easley e Kleinberg (2010, p. 24)

1.2.3 - *Component e Giant Component*

Easley e Kleinberg (2010) definem que um *connected component* de um grafo, normalmente chamado simplesmente de *component* (componente), é um subconjunto de *nodes* tal que:

1. Todo *node* no subconjunto tem um *link* para todos os outros *nodes*;
2. O subconjunto não é parte de algum conjunto maior no qual todos os *nodes* podem alcançar uns aos outros.

A partir destas condições, percebe-se que um componente pode ser determinado como um conjunto de vértices que possui um caminho entre quaisquer dois *nodes* (RODRIGUES, 2007).

Easley e Kleinberg (2010) explicam também que quando um componente contém uma fração significativa de todos os *nodes* da rede, ele recebe o nome de

giant component representando o maior *component* em número de *nodes* conectados entre si. De acordo com Easley e Kleinberg (2010), uma rede possui, quase sempre, um único *giant component*.

1.2.4 - Degree

O grau (*degree*) de um *node* é o número de *links* conectados a ele (HAVLIN e COHEN, 2010).

Dependendo do contexto de análise, o grau pode ter diferentes significados. Por exemplo, ele pode representar o número de chamadas telefônicas que um indivíduo recebeu ou então o número de citações que um artigo recebeu em uma rede de citações. Normalmente usa-se a notação k_i para representar o i^{th} (i-ésimo) *node* em uma rede (BARABÁSI, 2012).

Em uma rede bidirecional, o número de *links*, representado por L , pode ser expresso como a soma dos graus dos *nodes*, conforme apresentado na equação 1:

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n k_i \quad (1)$$

Barabási (2012) comenta que o $\frac{1}{2}$ na equação (1) corrige o fato de que em uma rede bidirecional o mesmo *link* seria contado duas vezes, ou seja, tanto na direção de i para j quanto de j para i .

Se a rede for “direcionada” pode-se ainda distinguir entre *indegree* e *outdegree*:

- ***indegree***: também chamado de *incoming degree* ou “grau de entrada”, representa o número de *links* que apontam para determinado *node* i (HANNEMAN e RIDDLE, 2005).
- ***outdegree***: chamado também de *outcoming degree*, o “grau de saída” representa o número de *links* que tem origem em determinado *node* com destino a outros *nodes* (ALBERT e BARABÁSI, 2002; HANNEMAN e RIDDLE, 2005; NOOY, MRVAR e BATAGELJ, 2005).

Em função da separação dos *links* sob as características de *indegree* e *outdegree*, em uma rede direcional, o total dos *links* de um determinado *node* k_i é o resultado da soma de seus *indegree* (k_i^{in}) mais os *outdegree* (k_i^{out}). Isto pode ser definido conforme expresso na equação 2:

$$k_i = k_i^{in} + k_i^{out} \quad (2)$$

O número total de *links* em uma rede do tipo direcional é definido então, pelo somatório dos *links* de entrada ($\sum_{i=1}^n k_i^{in}$) ou dos *links* de saída ($\sum_{i=1}^n k_i^{out}$), de cada um dos *nodes*, conforme expresso na equação 3.

$$L = \sum_{i=1}^n k_i^{in} = \sum_{i=1}^n k_i^{out} \quad (3)$$

Na equação 3 o somatório dos *links* de entrada e de saída são iguais porque para um *outdegree* de um determinado *node*, existe um *indegree* correspondente em outro *node*.

Conhecendo-se a forma de se calcular os graus dos *nodes*, pode-se também determinar o número médio de graus que os *nodes* possuem (*average degree*). Esse cálculo também possui fórmulas diferentes para redes direcionais e bidirecionais. A equação 4 apresenta a forma de cálculo da *average degree* para redes bidirecionais enquanto na equação 5 pode-se verificar a expressão matemática para este cálculo em redes direcionais.

$$\langle k \rangle = \frac{2L}{N} \quad (4)$$

Para redes bidirecionais (equação 4), a média dos graus é expressa por duas vezes a quantidade de *links* (L), obtido de acordo com as indicações da equação 1, dividido pelo número de *nodes* (N) presentes na rede.

Para redes direcionais (equação 5), a média dos graus é expressa pela divisão do número de *links* (L), obtido de acordo com as indicações da equação 3, dividido pelo número de *nodes* (N) presentes na rede.

$$\langle k \rangle = \frac{L}{N} \quad (5)$$

1.2.5 - Pesos

Opsahl, Agneessens e Skvoretz (2010) informam que o número de graus é um indicador básico utilizado frequentemente como o primeiro passo no estudo das redes. Porém, para uma rede “com pesos”, ao invés de se tomar por base as somas dos *links*, utiliza-se a soma dos pesos dos *links* conectados a um determinado *node*. Este procedimento pode ser definido pela equação 6 que representa a soma de todos os pesos (W) das conexões do *node* i com seus pares (j). Caso não exista conexão entre i e j , o valor considerado será zero.

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} \quad (6)$$

Li *et.al* (2005) explicam que algumas vezes somente a indicação dos *links* entre os *nodes* não é suficiente para representar toda a estrutura da rede, principalmente, quando essas conexões representam mais de um nível de relacionamento. Para Li *et.al* (2005) uma rede de cientistas colaborando uns com os outros, por exemplo, sugere que além das conexões indicando quem colaborou com quem, poderia representar também quantas citações em outros artigos foram geradas a partir de determinada colaboração. A quantidade de citações poderia estar representada nos pesos dos *links*.

Barrat *et.al.* (2004) apresentam as “redes com pesos” como aquelas nas quais foram dados aos *links* uma representação que representa um fluxo ou intensidade da conexão entre os *nodes*. Li *et.al.* (2005) completam essa indicação ao comentarem que a literatura sobre redes apresenta diferentes possibilidades de aplicação do uso dos pesos em sua representação.

Nos grafos, o peso dos *links* pode ser representado por uma espessura mais larga para a linha que representa a conexão entre os *nodes*. Na Figura 5 é possível identificar as formas de representação gráfica de uma rede contendo sete *nodes* ($N = 7$) e 14 *links* ($K = 14$). A Figura 5(a) representa os *links* bidirecionais. Na Figura 5(b) pode-se identificar a representação de *links* direcionais com as pontas das setas indicando o direcionamento dos *links*. A Figura 5(c) apresenta os *links* bidirecionais, porém com a indicação de pesos para os *links* (w_{ij}) acompanhada de diferentes espessuras dos *links* proporcionais aos pesos.

Figura 5 – *Links* bidirecionais, direcionais e com peso
Fonte: Boccaletti et. al. (2006, p. 6)

1.2.6 - Distância

A *distância* entre dois *nodes* é comprimento do menor caminho necessário para se chegar de um *node* a outro. Por isso, é também chamada de caminho mínimo (*shortest path*) ou caminho geodésico (*geodesic path*) (BARABÁSI, 2012). Em outras palavras, é o caminho mais curto entre dois *nodes*.

Barabási (2012) informa também que a “*distância*” entre dois determinados *nodes* i e j , pode ser representada por d_{ij} ou simplesmente d .

Faz-se importante notar que o conceito de *distância* utilizado no contexto das redes é diferente do conceito de *comprimento do caminho*. Pelo fato que é possível que se tenha diferentes sequências de *links* conectando dois *nodes* em uma rede, pode haver mais de um caminho para se chegar do *node* i até o *node* j . Portanto, pode-se ter diferentes comprimentos de caminhos, mas o termo “*distância*” representará o menor deles. Por isso, a distinção com o uso do termo “caminho

geodésico”, qualificando o menor dos caminhos. Vale dizer também que é possível a existência de mais de um caminho mínimo entre nos *nodes* para os casos em que diferentes caminhos apresentam a mesma distância e que, ao se tratar de distância, conforme evidenciam Bessa et.al. (2010), a referência é feita a um número e não a uma sequência de *nodes*.

A partir do conceito de caminho, duas outras medidas podem ser analisadas: a média dos caminhos mínimos e a média dos caminhos. A segunda indica um valor médio considerando todos os caminhos da rede, enquanto a primeira define a distância média apenas entre os caminhos mais curtos entre os *nodes*.

A média dos caminhos mínimos (*average shortest path*) pode ser dada, de acordo com Bo e Sheng-hua (2010) pela equação 7, onde N representa a quantidade de *nodes* da rede e d_{ij} é a distância entre os *nodes*.

$$\ell = \frac{1}{\frac{1}{2} N(N-1)} \sum_{i>j} d_{ij} \quad (7)$$

1.2.7 – Diâmetro

O diâmetro de uma rede representa a distância máxima (caminho mais longo) entre qualquer par de seus *nodes* (ALBERT e BARABÁSI, 2002). Por isso, o diâmetro de uma rede onde os *nodes* estão desconectados é infinito e representa o diâmetro máximo que uma rede pode expressar.

1.2.8 – Densidade

A densidade da rede (*density*) representa a quantidade de *links* presentes na rede expressos como uma proporção da quantidade de *links* possíveis (NOOY, MRVAR e BATAGELJ, 2005). Para o compartilhamento do conhecimento, a densidade da rede permite dar indicações de quão rápido uma informação pode ser difundida entre os *nodes* (HANNEMAN e RIDDLE, 2005).

Para se determinar a densidade é necessário estabelecer a quantidade de *links* possíveis na rede. Também neste caso há equações diferentes para redes direcionais e bidirecionais. As equações 8 e 9 representam estas condições.

A equação 8, apresentada por Wasserman e Faust (1994), estabelece a fórmula de cálculo da quantidade de *links* (L) para redes bidirecionais. Neste caso, o número total de *nodes* na rede (N) é multiplicado pelo valor de ($N - 1$) para se excluir a possibilidade do *link* gerado pelo próprio *node* com ele mesmo. Em seguida, divide-se o resultado da multiplicação por dois para ajustar as condições de não se contar o mesmo *link* duas vezes.

$$L = \frac{N (N - 1)}{2} \quad (8)$$

Na fórmula apresentada na equação 9, o número total de *links* possíveis é obtido multiplicando-se a quantidade total de *nodes* da rede por este mesmo número subtraído de um. Este é o cálculo da possibilidade total de *links* para redes direcionais.

$$L = N (N - 1) \quad (9)$$

Uma vez obtido o número máximo de *links* possível, compara-se esse número com a quantidade de *links* existentes na rede. A equação 10, conforme definida por Hanneman e Riddle (2005), representa o cálculo da densidade para um rede direcional.

$$\frac{L}{N (N - 1)} \quad (10)$$

Se o número de *links* existentes na rede é próximo da quantidade máxima de *links* possíveis (rede completa), classifica-se a rede como densa e consequentemente o resultado do cálculo está próximo de 1. Caso contrário, ou seja, a rede possui poucos *links*, diz-se que a rede é esparsa (WASSERMAN e FAUST, 1994).

1.2.9 - Coeficiente de aglomeração

O coeficiente de aglomeração (*clustering coefficient*) mede o índice de agrupamento dos *nodes* (WATTS e STROGATZ, 1998). Supondo que:

- um determinado *node i* tenha K_i *links*, sabendo-se que o máximo de *links* que pode existir entre este *node* e seus vizinhos é $K_n (K_n - 1) / 2$ quando todos os vizinhos de *i* estão conectados entre si; e
- assumindo que C_n representa o *clustering coefficient* para o *node i*;

a expressão que define o coeficiente de aglomeração, conforme Bo e Sheng-hua (2010) e Barabási (20012), pode ser definida conforme expresso na equação 11:

$$C_i = \frac{2E_i}{K_i (K_i - 1)} \quad (11)$$

onde E_i representa a quantidade de *links* entre os vizinhos do *node i*.

A Figura 6 ilustra um grafo contendo 5 *nodes*. Tomando como ponto de referência o *node K₁* pode-se perceber que ele possui grau = 4, enquanto três dos vizinhos aos quais está conectado possuem *links* entre si (K_5, K_2), (K_2, K_3) e (K_3, K_4). Por isso, nesta situação, $E_i = 3$; $K_i = 4$, logo pode-se calcular, $C_i = (2 \times 3) / 4 (3) = 6 / 12$ e finalmente, $C_i = 0,5$.

Figura 6 – Exemplo de Grafo para cálculo do Clustering Coefficient
Fonte: Adaptado de Barabási (2012, p. 41)

Uma vez definido o cálculo para o coeficiente de aglomeração do *node*, pode-se definir a média do coeficiente de aglomeração para toda a rede. A *average clustering coefficient* representa então, a média do coeficiente de aglomeração de todos os *nodes* e pode ser considerada como uma medida global da rede (WATTS e

STROGATZ, 1998). O cálculo da coeficiente do aglomeração médio pode ser dado, conforme Barabási (2012), pela expressão 12:

$$\langle C \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (12)$$

Barabási (2012) explica ainda a existência de outro índice ligado ao coeficiente de aglomeração. É o *global clustering coefficient* (coeficiente de aglomeração global). De acordo com Barabási (2012) a média do coeficiente de aglomeração e o coeficiente global de aglomeração não são medidas equivalentes.

O coeficiente global de aglomeração é determinado conforme demonstrado na equação 13 :

$$C = \frac{3 \times \text{NumberOfTriangles}}{\text{NumberOfConnectedTriples}} \quad (13)$$

Na equação 13, uma *connected triplet* representa três *nodes* que estão conectados por meio de dois *links* (*open triplet*) ou três (*closed triplet*) *links*. A Figura 7 ilustra a definição de *open triplet* e *closed triplet*. Tomando-se por base um triângulo formado pelos *nodes* A, B e C observa-se que podem ser vistas as possíveis *open triples*: (i) ABC; (ii) BCA e; (iii) BAC; enquanto na *closed triplet* (ou *triangles*) o *node* A se conecta com B que se conecta com C e este, por sua vez, conecta-se com A.

Figura 7 – Open Triplet e Closed Triplet
Fonte: Adaptado de Barabási (2012)

Conforme Barabási (2012) o coeficiente global de aglomeração (também chamado de *average clustering coefficient*) é uma métrica definida para auxiliar na

identificação de um dos tipos de modelo de redes, conhecido como *Small-world*. Esse e outros modelos de redes são abordados nos itens a seguir.

1.3 – Modelos de Redes

As redes podem assumir diferentes estruturas, conforme a quantidade de *links* estabelecidos e os padrões que determinam estas conexões. Historicamente os primeiros estudos para estabelecer um modelo de rede partiram do princípio de que a probabilidade das conexões se estabelecerem era aleatória. Esta ideia deu origem ao modelo conhecido como Erdős e Rényi. Porém, ao longo do tempo percebeu-se que as conexões dos elementos da rede não são sempre aquelas que os conectam aos elementos mais próximos e que, por vezes, também não são aleatórias porque podem existir critérios que levem os elementos da rede a escolher se conectar a este ou aquele elemento. Tais constatações contribuíram para que novos modelos fossem propostos.

Bessa et.al. (2010) destacam que os modelos de redes mais observados são: redes regulares, redes aleatórias, redes livres de escala (*free-scale*), redes de pequeno mundo (*small-world*) e redes hierárquicas e modulares.

Dentre estes modelos, a literatura pesquisada apontou principalmente para o Modelo de Grafos Aleatórios, o Modelo *Small-world* e o Modelo de Redes Livre de Escala (ALBERT e BARABÁSI, 2002; NEWMAN, 2003; BARABÁSI e BONABEAU, 2003; WATTS, 2004; RODRIGUES, 2007; BARABÁSI, 2012).

Nos itens a seguir são apresentados os principais modelos de rede.

1.3.1 – Modelo de Redes Regulares

Neste tipo de modelo, todos os *nodes* da rede apresentam o mesmo grau, concedendo-lhes características de homogeneidade, o que não diminui sua importância de estudo. Bessa et. al (2010) apresentam, por exemplo, o fato de que em Física os modelos atômicos são estudados por meio do uso do modelo de Redes Regulares.

1.3.2 – Modelo de Grafos Aleatórios – Erdős e Rényi

Paul Erdős e Alfréd Rényi, dois matemáticos húngaros, escreveram o primeiro trabalho sobre modelo de Grafos Aleatórios em 1959 (ERDÖS e RÉNYI, 1959). Na época, a preocupação foi mais com a Matemática envolvida nas redes do que com a aplicação prática de seus conceitos (BARABÁSI e BONADEAU, 2003).

De acordo com Rodrigues (2007) antes de Erdős e Rényi os grafos eram analisados de maneira determinística e eles foram os primeiros a considerar os grafos como objetos estocásticos.

A perspectiva de considerar os grafos como objetos estocásticos presente na proposta do modelo de Erdős e Rényi determina que uma rede complexa no Modelo Aleatório é construída utilizando-se uma probabilidade p para a existência de um *link* entre dois *nodes*. Em seguida, percorre-se a rede selecionando pares de *nodes* estabelecendo ou não um *link* entre eles conforme a probabilidade de conexão estabelecida (ERDÖS e RÉNYI, 1959).

Por possuir essa característica aleatória de conexão entre os *nodes*, uma rede deste tipo é uma estrutura altamente homogênea em relação ao número de conexões de cada *node*, pois a maioria dos *nodes* possuirá aproximadamente o mesmo número de *links* (ALBERT e BARABÁSI, 2002).

1.3.3 – Modelo *Small-world* – Watts e Strogatz

Em 1998, os pesquisadores Duncan J. Watts e Steven Strogatz contribuíram com os estudos em redes complexas apresentando o modelo que ficou conhecido como *Small-World* (pequeno mundo) (WATTS e STROGATZ, 1998).

O desenvolvimento deste modelo está associado a uma experiência realizada em 1967 por um pesquisador de Harvard, chamado Stanley Milgram (COWAN e JONARD, 2004).

Em sua experiência Milgram escolheu, aleatoriamente, a partir de uma lista telefônica, várias pessoas que moravam no Estado americano de Nebraska e solicitou que essas pessoas enviassem a carta que receberam para um corretor que morava em Boston, no Estado de Massachusetts.

As instruções de Milgram indicavam que a carta deveria chegar ao endereço do corretor passando de uma pessoa à outra, mas a carta só poderia ser enviada a uma pessoa que o remetente conhecia, impedindo que o remetente pesquisasse o endereço do corretor e fizesse o envio diretamente para ele, a menos, é claro, que já o conhecesse. Por isso, os remetentes tentaram enviar a carta para alguém que julgavam estar perto do corretor, quer seja geograficamente ou socialmente como, por exemplo, alguém que conhecia no meio empresarial ou um amigo que possuíam em Massachusetts.

Ao final de seu estudo, Milgram obteve um número considerável de cartas que chegaram ao seu destino e descobriu que existia uma quantidade média de seis envios para que a carta tivesse chegado ao endereço do corretor. Este fato acabou gerando o que se tornou conhecido como “Seis Graus de Separação”, registrado pelo título de um artigo de John Guare e publicado em 1990. A expressão que também foi utilizada como título em uma peça da Broadway e depois foi transformada em filme, define, de maneira genérica, a ideia de que dois indivíduos selecionados aleatoriamente a partir de qualquer lugar do planeta estão conectados via uma pequena cadeia de não mais de seis passos intermediários (WATTS, 1999; NEWMAN, 2001; HAVLIN e COHEN, 2010).

Embora o trabalho de Milgram tenha se tornado conhecido como “seis graus de separação”, foram Watts e Strogatz (1998) que definiram formalmente o conceito de “*Small-world*” (WATTS, 1999; NEWMAN, 2001; GRANOVETE, 2003; COWAN e JONARD, 2004; BO e SHENG-HUA, 2010, HONDA e MATSUKA, 2011).

Os estudos de Watts e Strogatz propuseram uma nova topologia, pois se notou que muitas redes biológicas, tecnológicas ou sociais residiam em algum lugar entre os extremos da regularidade e da irregularidade. É este modelo de estrutura de conexões de rede, ilustrado no Figura 8(c), que Watts e Strogatz chamaram de *small-world*. (WATTS e STROGATZ, 1998; WATTS, 2003).

Até o trabalho de Watts e Strogatz (1998) assumia-se que as topologias de conexões das redes possuíam dois estados. Um deles de completa regularidade (Figura 8(a)) e outro onde as conexões aconteciam de maneira completamente randômica (irregular / aleatória) (Figura 8(b)). Na Figura 8 é possível identificar essas duas estruturas ao lado da representação do efeito *Small-World* (Figura 8(c)), onde algumas conexões não estão somente nos *nodes* mais próximos (seus

clusters) mas possuem também conexões com *nodes* que estão distantes de seus vizinhos.

Figura 8 – Rede regular, aleatória e Small-world
Fonte: Adaptado de Watts e Strogatz (1998, p. 441)

Assim, a *Small-world* é o resultado do reajuste aleatório de uma proporção (p) das conexões em uma grade dimensional (d) com novas conexões, interpoladas entre duas situações limites estabelecidas pelos estados de uma grade regular ($p = 0$) e uma irregular ($p = 1$) (AMARAL et.al., 2000).

Ao definir um modelo de redes cujo comportamento se situava entre as grades regulares ou irregulares previstas no modelo de Erdős e Rényi por meio da adição de “atalhos” entre *nodes*, Watts e Strogatz definiram também as principais características deste modelo, que se baseiam na existência de um alto coeficiente de agrupamento (*clustering coefficient*) e um baixo valor para a média dos caminhos mais curtos entre os *nodes* (*average shortest path*) (WATTS e STROGATZ, 1998; BO e SHENG-HUA, 2010).

A respeito da identificação das propriedades do tipo de rede *Small-world*, Humphries, Gurney, Prescott (2005) e Dueker et.al. (2009) explicam que uma solução é comparar os valores do *clustering coefficient* e da *average shortest path* de uma rede obtida por meio de dados reais com os valores atribuídos à uma rede do mesmo tamanho e probabilidade de conexão gerada no modelo Aleatório (modelo de Erdős e Rényi).

Ao realizar esta comparação, Humphries, Gurney e Prescott (2005) elucidam que se deve esperar duas situações:

1 - o valor encontrado para a *average shortest path* da rede real (L_r) deve ser aproximadamente o mesmo para esta medida na rede aleatória (L_a), ou seja, $L_s \approx L_r$ e;

2 – o valor do *clustering coefficient* da rede real (C_r) deve ser maior que esta mesma medida na rede aleatória (C_a). Se a rede tiver um grande número de *nodes*, espera-se $C_r \gg C_a$. Porém, se a rede for pequena, basta que $C_r > C_s$ para que essa possa ser caracterizada como um modelo *small-world*.

Baseando-se nestas indicações, Deuker et.al (2009) apresentam uma fórmula (equação 14) na qual os valores identificados na rede real (C_r e L_r) são comparados com os valores estimados para a rede aleatória (C_a e L_a), gerando um parâmetro de identificação do “efeito *small-world*” na rede analisada.

$$\sigma = \frac{C_r / C_a}{L_r / L_a} \quad (14)$$

Nessa equação o valor de σ deve ser maior do que 1 para que uma rede possua características do modelo *small-world* (DEUKER et.al., 2009).

Modelos de estruturas de redes desordenadas como a *small-world* têm recebido grande atenção em função do potencial que estes modelos possuem de representar a interação das redes de sistemas complexos. Especificamente no caso das redes sociais, o interesse está na relevância dos processos sociais, tais como: processamento de informação, busca distribuída e difusão de influência social (AMARAL et. al, 2000; KOSSINETTS e WATTS, 2006).

Além da área de redes sociais, Watts e Strogatz (1998) informam que o modelo *small-world* tem sido utilizado também para modelar situações em diferentes áreas, como biologia, redes neurais, jogos espaciais, controle genéticos e outros sistemas onde existem características de auto-organização.

Para redes que representam a interação de grupos sociais (pessoas) os *links* com indivíduos que não fazem parte de seu grupo mais próximo representa uma maneira de identificar informações diferentes e interessantes para o indivíduo que tem este tipo de conexão, Granoveter (1973) utiliza o termo “*strong tie*” (laço forte) para se referir aos *links* que os *nodes* possuem com seus vizinhos mais próximos e

faz uso do termo “*weak tie*” (laço fraco) para representar os *links* que os indivíduos possuem com indivíduos que estão fora de seu grupo mais próximo.

O trabalho de Granoveter (1973) destaca a importância dos laços fracos. Em um de seus estudos, ele identificou que ao procurar por empregos a possibilidade de se ficar sabendo de uma vaga por meio de uma *weak tie* é maior do que de seus amigos mais próximos (*strong tie*).

Watts (1999) cita a aplicação do modelo *small-world* na área social em estudos de *status* e poder, bem como na difusão de inovação e transmissão de influência, representados em termos de relacionamentos entre indivíduos, organizações ou países. Porém, Watts (1999) alerta para a necessidade de se estudar o problema de estrutura de redes extremamente grandes e os efeitos da estrutura de redes em processos que são dinâmicos e não-lineares, pois processos com estas características ainda permanecem inexplorados.

De acordo com Watts (2004) o termo “*small-world*” pertencia ao pesquisador Eugene Garfield que o utilizou em um de seus artigos no ano de 1979. Porém, o termo ganhou um uso maior quando Watts e Strogatz definiram sua utilização.

1.3.4 – Modelo *Scale-Free* - Albert e Barabási

Cronologicamente, o Modelo de Redes Livres de Escala é o mais recente. De acordo com Barabási e Bonabeau (2003), a ciência passou quarenta anos tratando todas as redes complexas como sendo completamente aleatórias. Porém, com o avanço da possibilidade de armazenamento de dados e dos recursos computacionais tornou-se possível analisar grandes volumes de dados sobre redes reais.

Foi analisando o comportamento da estrutura da Internet procurando pelo fenômeno *Small-world* que, em 1999, dois pesquisadores da Universidade de NotreDame, nos Estados Unidos, chamados Reka Albert e Albert-László Barabási descobriram que o comportamento dos *links*, para aquele caso, não era aleatório e que os modelos existentes até aquele momento não representavam a estrutura que eles encontraram. Os resultados apontavam para a presença do fenômeno *small-world*, mas a distribuição dos graus não tinha comportamento aleatório, conforme previam os modelos existentes até o momento (ALBERT e BARABÁSI, 1999).

O modelo de Albert e Barabási (1999) foi chamado de Redes Livres de Escala e possui como característica o fato de que a probabilidade de conexão entre os *nodes* obedece uma equação conhecida como “Lei de Potência” na forma $p(k) \sim k^{-\alpha}$ e que permitiu mostrar que *nodes* que possuíam maior quantidade de *links* tinham maior possibilidade de receber novos *links*. Essa característica ficou conhecida como “*rich get richer*” (ricos ficam mais ricos) (RODRIGUES, 2007).

Conforme explicam Barabási e Bonabeau (2003), redes livre de escala (*scale-free*) contém *nodes* que se destacam pela sua importância e por isso são chamados de “*hubs*”. Esses *hubs* assumem posição de destaque por seu maior número de *links* em relação a outros *nodes* da rede. Também por causa deles esse tipo de rede é capaz de resistir a falhas acidentais mas são extremamente vulneráveis a ataque coordenados que poderiam ser dirigidos especificamente aos *hubs* e causar grandes danos à rede.

O modelo de Albert e Barabási incorporou duas características que os outros modelos não tinham: (i) a possibilidade de adição de novos *nodes* à rede e; (ii) os novos vértices se conectam preferencialmente à *nodes* que possuem altos valores para os graus (ALBERT e BARABÁSI, 1999).

1.3.5 – Modelo de Redes Hierárquicas e Modulares

Bessa et. al (2010) e Havlin e Cohen (2010) explicam que o modelo hierárquico fundamenta-se na detecção de áreas com grande concentração e aglomeração, chamadas de módulos. Nessas áreas, a comunicação é feita por um pequeno número de *nodes*. Além disso, a exemplo das redes livre de escala, as redes hierárquicas também estabelecem a relação entre o coeficiente de aglomeração dos vértices e seus graus por meio do uso da Lei de Potência. Porém, enquanto na rede livre de escala a Lei de Potência modela os graus, nas redes hierárquicas ela modela o coeficiente de aglomeração.

1.3.6 – Outros Modelos de Redes

Os estudos sobre modelos de redes ainda continuam em andamento. Os modelos de Grafos Aleatórios e *Small-world* foram importantes para se compreender

várias das propriedades da rede e estabelecer procedimentos de cálculos de métricas para as redes, mas ao considerar a formação da rede e *links* de maneira aleatória não são adequados para representar redes onde existem preferências na escolha do estabelecimento de *links*.

O modelo Livre de Escala, embora considere o fato da entrada de novos *nodes* na rede e da escolha preferencial dos *links*, aproximando-se mais do que as redes são no mundo real, ainda não é suficiente para descrever todas as redes encontradas na natureza. Barabási e Bonadeuau (2003), por exemplo, citam que a rede de energia elétrica dos Estados Unidos não pode ser representada pelo modelo Livre de Escala.

Watts (2004) registra o fato de que alguns pesquisadores têm se estendido no estudo de modelos de redes para além das propostas dos modelos *Small-world* e Livre de Escala. Watts (2004) comenta também sobre a existência do modelo Motifs cujo foco de classificação do modelo está na análise da frequência de formação de subgrafos na rede. Porém, a definição de um modelo que represente todas as redes existentes no mundo real ainda continua em aberto. Barabási e Bonadeau (2003) corroboram esta constatação ao comentar que em alguns estudos sobre redes os dados são inconclusivos para a determinação de um modelo.

1.4 – Distribuição dos graus e modelos de redes

Embora os graus de um *node* sejam uma quantidade local da rede, pois estão relacionados a particularidade de um único *node*, a distribuição dos graus determina algumas importantes características globais das redes. Além disso, estatísticas a respeito do comportamento dos *links* podem determinar a estrutura da rede (DOROGOVTSSEV e MENDES, 2002).

Boccaletti et. al. (2006) informam que a Distribuição dos Graus (*Degree Distribution*) pode ser definida como a probabilidade de que um *node* que tenha sido escolhido aleatoriamente tenha grau k ou ainda, como a fração nos *nodes* em um grafo que possuem determinado grau k . A distribuição dos graus é normalmente representada por P_k , p_k ou $P(k)$.

Nos casos em que a rede é direcional, torna-se necessário considerar duas distribuições: a dos graus de entrada (*indegree*) $P(k^{in})$ e a dos graus de saída (*outdegree*) $P(k^{out})$ (BOCCALETTI ET. AL. ,2006).

Barabási (2012) indica que o cálculo de $P(k)$ é dado por: $P(k) = \frac{N_k}{N}$ onde N_k representa a quantidade de *nodes* que possui grau de número k e o N representa a quantidade de *nodes* presente na rede.

A Tabela 2 e a Figura 9 ilustram o processo de cálculo para a determinação da distribuição dos graus. A Figura 9(a) apresenta uma rede contendo quatro *nodes* ($N = 4$). O *node* identificado pelo número um (N_1) possui também grau um ($k=1$), pois tem somente um *link* conectando-o com N_2 . O *node* N_2 possui grau 3 ($k=3$) pois tem conexões com os *nodes* N_1 , N_3 e N_4 . Já os *nodes* N_3 e N_4 possuem grau 2 ($k=2$).

Dessa maneira, conforme expresso na segunda coluna da Tabela 2, pode-se apurar que um *node* possui grau 1 ($N_1 = 1$), dois *nodes* possuíam grau 2 ($N_2 = 2$) e um *node* possuía grau=3 ($N_3 = 1$). A partir desta identificação aplica-se a fórmula do cálculo de $P(k)$ dividindo-se a quantidade de *nodes* com determinado grau k pelo total de *nodes* existentes na rede (quarta coluna da Tabela 2).

Tabela 2 – Exemplo Cálculo da Distribuição dos graus

K	N_k	N	$P(k)$
1	1	4	$1/4 = 0,25$
2	2	4	$2/4 = 0,50$
3	1	4	$1/4 = 0,25$

Fonte: Adaptado de Barabási (2012, p. 29)

Na Figura 9(b) é possível verificar o gráfico da distribuição dos graus da rede representada na Figura 9(a). O eixo vertical representa o $P(k)$ enquanto o eixo horizontal representa as quantidades de graus dos *nodes* (k).

Figura 9 – Rede e Gráfico de Distribuição de Graus
Fonte: Adaptado de Barabási (2012, p. 29)

Crespo (1999) apresenta a descrição do funcionamento deste tratamento dos dados associando-os estatisticamente à questão da distribuição de frequências e registrando que ao expressar os dados nos padrões de Pk obtêm-se a denominação de distribuição de probabilidade definida pelos valores de $k_1, k_2, \dots, k_n$ e seus correspondentes $P_1, P_2, \dots, P_n$. Crespo (1999) e Metz et. al (2007) explicam ainda que a soma das probabilidades de Pk devem totalizar 1, pois $\sum P_i = 1$.

É possível relacionar o comportamento da distribuição dos graus dos *nodes* com os modelos de redes complexas. No modelo de Erdős e Rényi e no Modelo *Small-world* o fato da maioria dos *nodes* terem quantidades aproximadas de *links*, faz com que a distribuição dos graus destes *nodes* obedeça ao modelo de distribuição de Poisson, conhecido como “curva de sino” (por causa de seu formato – vide Figura 10) e seja difícil se encontrar *nodes* que tenham um número de *links* muito maior ou menor do que a média (ALBERT e BARABÁSI (1999); BARABÁSI e BONADEAU, 2003; HAVLIN e COHEN, 2010).

As Redes Aleatórias também são conhecidas como “exponenciais” porque a probabilidade de um *node* possuir “ k ” *links* decai exponencialmente quando “ k ” se aproxima de valores altos. (BARABÁSI e BONADEAU, 2003).

A Figura 10 ilustra o formato típico de um gráfico para os modelos de Rede Erdős e Renyi cujas probabilidades de conexão são determinadas de maneira aleatória, fazendo com que um *node* típico seja aquele que tenha um número médio de conexões e que à medida que o número de graus aumente, a quantidade de *nodes* diminua exponencialmente.

Figura 10 – Distribuição de Graus com probabilidade aleatória
 Fonte: Adaptado de Barabási e Bonabeau (2003)

Para o modelo de Albert e Barabási – Redes Livres de Escala, a distribuição dos graus dos *nodes* segue uma probabilidade de conexão determinada pela equação 15, conhecida como Lei de Potência (ALBERT e BARABÁSI (1999); WATTS, 2004).

$$p(k) \sim k^{-\alpha} \quad (15)$$

Nas redes Livre de Escala, a equação $p(k) \sim k^{-\alpha}$ representa que a probabilidade de que um *node* aleatoriamente escolhido tenha grau k decai como potência deste k . O expoente α representa o comportamento desse “decaimento”. Em redes desse tipo, α deve estar em um intervalo entre os valores dois e três ($2 < \alpha < 3$) (WATTS, (2004).

O comportamento da representação típica de uma distribuição no modelo da Lei de potência pode ser visto na Figura 11(a), representado por uma “calda” que indica que a maioria dos *nodes* tem menos graus do que a média e que uma pequena parte dos *nodes* está muito mais conectados do que a média e por isso recebem o nome de *hubs* (NEWMAN, 2004).

Uma característica distinta da distribuição baseada na Lei de Potência é que quando plotada em um gráfico contendo escala logarítmica em ambos os eixos, a Lei de Potência se apresenta na forma de uma linha reta com um declive α . (NEWMAN, 2004). A Figura 11(b) ilustra a representação da reta gerada pela escala

“log – log” para a Lei de Potência cuja inclinação é determinada pelo coeficiente angular α .

Figura 11 – Distribuição de Graus com probabilidade de Lei de Potência
Fonte: Adaptado de Barabási e Bonabeau (2003) e Watts (2004)

O posicionamento dos valores de Pk e k na reta que se apresenta como resultado do gráfico gerado pelo uso de $\text{Log}(Pk)$ e $\text{Log}(k)$ permitem calcular o valor de α dividindo-se um intervalo de Pk por um intervalo de k . Estes intervalos podem ser retirados de quaisquer dois pontos dos valores de seus eixos. Considerando a Figura 11(b) têm-se que $\alpha = \frac{b-a}{d-c}$ onde a e b são os valores dos logaritmos de Pk para aqueles pontos no eixo vertical do gráfico, enquanto c e d são os valores dos logaritmos de k para os pontos do eixo horizontal.

Clauset, Shalizi e Newman (2009) informam que, embora a utilização do método de identificação de α por meio do uso do gráfico “log-log” seja uma prática considerada comum, esse método pode apresentar resultados menos precisos do que o uso do método da verossimilhança (*Maximum Likelihood Estimators* – MLE). A proposta de Clauset, Shalizi e Newman (2009) apresenta duas equações.

A primeira delas (equação 16) é melhor adequada quando as amostras são identificadas como observações de valores contínuos.

$$\hat{\alpha} = 1 + n \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min}} \right]^{-1} \quad (16)$$

A segunda, apresentada na equação 17, destina-se à valores discretos.

$$\hat{\alpha} = 1 + n \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min} - \frac{1}{2}} \right]^{-1} \quad (17)$$

Para determinação do valor estimado de $\hat{\alpha}$ nas equações 16 e 17 são considerados os seguintes fatores:

- n : quantidade de elementos na rede;
- x_i : são os valores observados na amostra;
- x_{min} : valor mínimo a ser utilizado na análise;

Clauset, Shalizi e Newman (2009) propõem os seguintes procedimentos para identificação do valor de α :

- estimar os parâmetros α e x_{min} considerando as equações apresentadas (16 e 17) .
- aplicar teste de aderência, baseado no teste estatístico de Kolmogorov-Smirnov, para o qual, caso o valor obtido na variável de teste (p) for menor que 0,05 deve-se rejeitar a hipótese de que os dados pertencem à uma distribuição do tipo “Lei de Potência”;
- comparar os resultados com as hipóteses.

Os padrões de distribuição dos graus dos *nodes* concedem representações diferentes para os grafos. Na Figura 12 é possível identificar as consequências dos dois tipos principais de distribuição dos *nodes*. Ao lado esquerdo (Figura 12(a)) podem ser notadas característica da distribuição onde os *nodes* possuem a maioria dos *nodes* com graus próximos à média, dentro do modelo da distribuição de Poisson.

A Figura 12(b) (lado direito) apresenta um grafo com características de uma rede pertencendo ao modelo Livre de Escala. Pode-se notar a formação de *hubs* detentores de conexões com vários outros *nodes*.

Figura 12 – Exemplo de Grafo Aleatório e Livre de Escala
 Fonte: Adaptado de Albert, Jeong e Barabási (2000)

O Quadro 2 apresenta uma listagem contendo as principais características de cada um dos modelos de redes, relacionando-as com o comportamento esperado de cada característica em função do modelo ao qual pertence.

Tipo de Rede	Característica	Comportamento Esperado	Referência
Grafos Aleatórios – (Erdős e Rényi)	Formação de <i>links</i>	Aleatória	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Distribuição dos graus	Distribuição de Poisson	Havlin e Cohen (2010);
	Gráfico	Curva em forma de sino	Barabasi e Bonadeau (2003)
	<i>Nodes</i> com altos graus	Distribuição cai exponencialmente	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Maioria dos <i>nodes</i> tem o mesmo número de graus	$k \approx \langle k \rangle$	Albert, Jeong e Barabasi (2000)
	Clusterização	baixo	Havlin e Cohen (2010);
	Shortest path	Alto	
<i>Small World</i> (Watts e Strogatz)	Distribuição dos graus	Distribuição de Poisson	Albert e Barabási (1999)
	Gráfico	Curva em forma de sino	Barabasi e Bonadeau (2003)
	<i>Nodes</i> com altos graus	Distribuição cai exponencialmente	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Clusterização	Alto	Boccaletti et. al. (2006);

Tipo de Rede	Característica	Comportamento Esperado	Referência
	Shortest path	Baixo	Boccaletti et. al. (2006);
Scale-Free (Barabási e Albert)	Formação de <i>links</i>	Preferencial	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Distribuição dos graus	Lei de Potência	Havlin e Cohen (2010); Albert, Jeong e Barabasi (2000)
	Gráfico	Possui uma “calda” para <i>nodes</i> com altos graus	Albert, Jeong e Barabasi (2000)
	<i>Nodes</i> com altos graus	“ <i>Hubs</i> ” estão na área da “cauda” alinhados com o eixo “x”	Albert, Jeong e Barabasi (2000)
	Clusterização	Alto	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Shortest path	Baixo	Barabasi e Bonadeau (2003)
	Expoente da Lei de Potência $k^{-\alpha}$	α com valores entre 2 e 3	Watts (2004); Boccaletti et. al. (2006); Havlin e Cohen (2010);

Quadro 2 – Características dos Modelos de Redes

2 – REDES SOCIAIS

Este capítulo aborda os conceitos relacionados às redes sociais e suas principais métricas. Também são tratadas as formas de análise das redes e *softwares* que podem auxiliar na construção dos grafos e cálculo das métricas.

2.1- Definição de Rede Social

Uma rede social é um conjunto de pessoas (ou entidades) com algum padrão de interação entre elas (NEWMAN, 2003; AGGARWAL, 2011). É possível identificar a existência de redes sociais em organizações, escolas ou qualquer tipo de comunidade. O próprio mundo poderia ser classificado como uma rede social (NEWMAN, 2001).

Em um ambiente de rede social as interações ou conexões entre as pessoas (*links*) podem assumir diferentes tipos de interdependência, tais como: amizade, parentesco, interesses comuns, autoridade e poder, confiança, crenças, relacionamento sexual, relacionamento financeiro, conhecimento e prestígio (HANNEMAN e RIDDLE, 2005).

Lazer et. al (2009) comentam que as pessoas vivem em rede. Principalmente com a possibilidade de tecnologia que auxilia as pessoas e se manter em contato uns com os outros, as pessoas verificam seus e-mails, fazem chamadas telefônicas, realizam transações de cartão de crédito e postam mensagens na web. Todas estas ações fazem com que as pessoas estejam conectadas. Da mesma maneira, as pessoas podem ter seus movimentos gravados em câmeras de vídeo em locais públicos e possuem registros gravados em arquivos digitais, como por exemplo, registros médicos.

Estas informações podem ser transformadas em *links* que determinam com quem as pessoas se relacionam e de que grupo elas fazem parte. Isto permite identificar padrões de comportamento individual ou em grupo com um resultado que

tem o potencial de aperfeiçoar a compreensão de nossas vidas, organizações e sociedade.

Porém, conforme evidenciado por Aggarwal (2011), o conceito de rede social não está restrito aos relacionamentos estabelecidos por meio da internet como o Facebook¹, Google+², MSN Messenger³ ou mesmo o telefone celular. O problema das redes sociais tem sido estudado no campo da sociologia em termos de relacionamentos entre grupos de indivíduos antes mesmo da existência da internet.

Os relacionamentos entre as pessoas podem ser feitos de maneiras “convencionais”, como face a face ou por meio do uso de tecnologias (*online interactions*). Podem ser consideradas todas as formas de interação, tais como reuniões presenciais ou contatos por telecomunicação (email, telefone, telefone celular) ou até mesmo cartões postais.

Também é importante mencionar que as redes sociais (SN - *Social Networks*) representam uma abordagem comportamental interdisciplinar para o estudo dos indivíduos, seus comportamentos e interdependência, cujas fundamentações teóricas e metodológicas foram absorvidas não só da área da Teoria dos Grafos, mas também de outras diferentes áreas tais como, sociologia, comunicação, psicologia e ciências organizacionais (HOSSAIN et. al, 2012).

Embora mais complicados, os relacionamentos interpessoais, principalmente os informais, têm se mostrado como mecanismos que merecem a atenção dos pesquisadores. Cross et. al. (2001) informam que nas pesquisas realizadas por Tom Allen, um pesquisador do MIT, foi identificado que tanto engenheiros quanto cientistas perguntam cinco vezes mais por informações a pessoas do que recorrem à uma fonte impessoal de informação, como um banco de dados ou arquivos em forma de papel.

De acordo com Cross et. al. (2001) as fontes impessoais de informação (base de dados, documentos) somente são procuradas depois que não houve sucesso em obter conhecimento relevante a partir dos colegas ou quando se é direcionado para estas fontes pelos próprios colegas.

Helms (2007) menciona que o desempenho de muitas empresas em tempos de uma economia baseada no conhecimento está nas organizações informais e

1 – Facebook é marca registrada da Facebook, Inc.

2 – Google + é marca registrada da Google, Inc

3 – MSN Messenger é marca registrada da Microsoft Cooperation

ressalta o fato de que as redes informais têm recebido um aumento de atenção por parte da literatura.

Easley e Kleinberg (2010) mostram o fluxo de comunicação e transferência de conhecimento em uma estrutura informal ao apresentar em uma imagem (Figura 13) a comparação entre a estrutura formal e o fluxo das mensagens trocadas via email pelos funcionários do *Hewlett Packard Research Lab*.

Figura 13 - Padrão de comunicação por email dos funcionários da HP
Fonte: Easley, e Kleinberg, (2010, p. 627)

Na Figura 13 os pontos em vermelho e as linhas retas que os une (destacadas em um tom de cinza mais escuro) representam os elementos e a estrutura hierárquica formal dos 436 funcionários do *Hewlett Packard Research Lab* (HP), enquanto o emaranhado de linhas em cinza claro, ao fundo, representa o padrão de comunicação realizada por email entre os funcionários. Ao analisar a Figura 13 com maior cuidado pode-se perceber que alguns membros de departamento comunicam-se diretamente com outros membros em outros departamentos sem seguir um caminho hierárquico formal. Assim, destaca-se a formação de uma rede social que emerge, não da determinação da estrutura hierárquica formal, mas sim dos interesses dos próprios indivíduos em estabelecer

suas conexões dentro deste processo de comunicação, interação social e difusão de informação.

Por isso, tentar compreender melhor como os indivíduos constroem suas redes sociais, como se comunicam e ainda como a informação pode seguir seu fluxo nestas redes, pode nos auxiliar a compreender melhor como alavancar a criação e a gestão do conhecimento em um ambiente organizacional. Doods, Watts e Sabel (2003) evidenciam que a dinâmica da troca de informação é um aspecto importante e que ainda merece ser mais bem estudado quando se considera o aspecto coletivo deste processo.

2.2 – Análise de Redes Sociais (ARS)

Historicamente, conforme descrito por Müller-Prothmann (2006), a Análise de Redes Sociais se estabeleceu como um método de pesquisa na área das Ciências Sociais entre o final dos anos 70 e início da década de 80, principalmente por causa do trabalho da *International Society of Social Network Analysis*.

Freeman (1996) apresenta uma revisão histórica dos precedentes da ARS mostrando, em sequencia cronológica, diferentes estudos relacionados com o assunto, antes que ela se constituísse em sua representação atual. Freeman (1996) destaca os seguintes trabalhos:

- 1922 – Almack J.C. – professor da Universidade de Stanford, publicou um artigo se antecipando ao desenvolvimento das técnicas da ARS. Almack fez um questionário com crianças de 4 a 7 anos. Dentre as questões ele procurou identificar com quem cada uma delas gostariam de brincar, representando assim, uma rede social.
- 1926 – Wellman, B – estudou 63 meninos e 50 meninas que faziam parte de uma escola. Durante um período de cinco meses, Welman observou quem interagiu com quem e estabeleceu esta rede de relacionamentos.
- 1927 - Chevaleva-Janovskaja, E. – desenvolvimento do primeiro estudo de observação de estrutura de grupos realizado em grande escala, coletando dados de oitocentos e oitenta e oito grupos.
- 1928 – Bott, H – estudou crianças em idade pré-escolar. De acordo com Freeman (1996), o trabalho de Hellen Botts indicou o uso de dados na

forma de matriz e se antecipou ao trabalho do pesquisador Moreno que seria realizado em 1934 e traria à discussão os conceitos de conexões interpessoais.

- 1929 - Hubbard, R. M. – um dos pioneiros nas técnicas de análise baseada na observação. Seu estudo foi realizado em dezoito instituições de ensino com crianças em idade de pré-escola.
- 1933 - Hagman, E. P. – seus estudos, baseados na frequência com que as interações aconteciam, foram determinantes para pesquisas na área Educação e da Psicologia.

Após 1933, Borgati *et. al* (2009) explicam que o trabalho de destaque na área das redes sociais foi desenvolvido pelos pesquisadores Jacob Moreno e Hellen Jennings ao desenvolver a técnica que permitiu extrair e representar graficamente o relacionamento de um indivíduo com outro. A técnica recebeu o nome de “Sociometria”.

Müller-Prothmann (2006) registra ainda que, embora tenha surgido como um método a ser aplicado nas ciências sociais, a ARS (em Inglês a sigla é SNA – *Social Network Analysis*) influenciou e foi influenciada por outras áreas das ciências.

Para Lei e Xin (2011) a ARS é capaz de oferecer de maneira visual, por meio dos grafos e também por meio de métricas, um método que auxilia na análise das redes sociais.

Cross, Parker e Borgatti (2002) informam que a característica chave dos mapas gerados pela ARS está nos padrões de relacionamentos e na posição relativa de indivíduos e grupos em relação aos outros.

Wasserman e Faust (1994) informam que a Análise de Redes Sociais se baseia na importância dos relacionamentos dos indivíduos, englobando modelos, teoria e aplicações que são expressos em termos de relacionamentos e processos.

Na concepção de Müller-Prothmann (2007) a ARS provê um conjunto de métodos e medidas para identificar, visualizar e analisar a rede informal de informações, tanto no contexto interno da organização quanto entre diferentes organizações.

Para Wu, Ge e Xu (2011), quando a ARS é aplicada sobre um domínio específico, o método possibilita identificar os padrões de as interação entre os membros da rede, as estruturas dos grupos e sua evolução.

Para Cross, Parker e Borgatti (2002), no contexto organizacional, a ARS mostra-se como uma indicação para:

- Seleção de Liderança: quem é o ponto central da rede nos aspectos de confiança e respeito?
- Seleção de Força-tarefa (equipes): como montar uma equipe com pessoas que estejam maximamente conectadas com a organização?
- Fusão e aquisição: considerando que estes dois assuntos representam duas redes diferentes dentro das organizações..

Embora seja possível elaborar programas para aumentar a aprendizagem organizacional, a transferência de conhecimento e a inovação, é difícil compreender os impactos deste tipo de intervenção. Neste sentido, a ARS pode contribuir como uma ferramenta para mapear os relacionamentos entre pessoas ou departamentos, sendo particularmente útil para melhorar a colaboração, a criação e a transferência de conhecimento nas organizações (CROSS, PARKER E BORGATTI, 2002).

2.3 - Representação de Dados para Redes Sociais

Seguindo a estrutura de representação das redes, a forma mais comum de representar os dados de uma rede social é por meio da construção de uma matriz formada por tantas linhas e colunas quanto for o número de indivíduos que compõem o grupo que se deseja analisar.

Para Hanneman e Riddle (2005) a proposta da ARS é conseguir também uma visão mais holística dos dados, além da própria visão comparativa entre linhas e colunas. Uma presença equilibrada da quantidade de zeros e uns, por exemplo, sugere uma “densidade” moderada de relacionamentos na rede como um todo. Porém, a maior diferença entre a análise convencional de dados e a ARS é que a primeira está focada no indivíduo e em seus atributos, enquanto a segunda tem seu foco no indivíduo e em seus relacionamentos. A ARS enfatiza a estrutura das conexões na qual os indivíduos estão inseridos.

Ainda que estatisticamente os mecanismos de tratamento dos dados sejam praticamente os mesmos, as diferenças de perspectiva de visão dos dados e da estrutura da matriz para sua tabulação, são fatores determinantes para a escolha das técnicas de pesquisa no contexto da ARS (HANNEMAN e RIDDLE, 2005).

No que diz respeito à forma de coleta de dados, a ferramenta tipicamente utilizada na ARS são questionários que devem incorporar condições de determinar quem se relaciona com quem (LEE, 2000; HANNEMAN e RIDDLE, 2005).

Lee (2005) descreve que depois de realizada a coleta dos dados, as interações podem ser transformadas em gráficos utilizando softwares especializados para este tipo de análise.

A Figura 14 ilustra uma representação gráfica de ARS e foi extraída do estudo realizado por Cross, Parker e Borbatti (2002). O estudo foi realizado com executivos de uma empresa de petróleo.

Figura 14 - Rede de executivos de uma empresa de petróleo
Fonte: Cross, Parker e Borgatti (2002, p. 107)

2.4 - Métricas para Análise de Redes Sociais

O Capítulo 1 apresentou algumas métricas que diziam respeito à características das redes. Esta seção tem como proposta apresentar as principais

métricas presentes na ARS e seus relacionamentos com o compartilhamento do conhecimento.

WASSERMAN e FAUST (1994) promovem uma discussão sobre a questão das métricas da ARS e comentam que a natureza do assunto em estudo é determinante para a identificação das medidas apropriadas para o estudo da rede. Neste sentido, foi realizado um levantamento em artigos que foram identificados em função de abordarem as questões de análise de redes sociais e gestão do conhecimento.

O Quadro 3 apresenta os nomes de autores, ano de publicação e indicação das medidas utilizadas pelos autores nos artigos analisados.

Autor	Ano	Medidas utilizadas						
		Closeness	Betweenness	Indegree	Outdegree	Density	Degree Centrality	Prestígio
Cha, Liebowitz	2006	X	X	X	X			
Helms, Remko	2007			X	X			
Muller-Prothman, T.	2007	X	X	X	X			
Muller, Gronau, Lembcke*	2008	X	X	X	X			X
Wenzel, Bjegovic, Laaser	2011		X	X	X	X		
Kin, Suh, Jun	2011	X	X				X	
Lei, Xin	2011			X	X			
Kim, Hong, Shu	2012		X	X	X	X	X	
Total ocorrências		4	6	7	7	2	2	1

Quadro 3 - Métricas de SNA utilizadas em artigos

A partir das medidas que se destacaram nos artigos, apresentam-se a seguir suas descrições, fórmulas de cálculo e um relacionamento de seus significados com o compartilhamento do conhecimento.

2.4.1 - Degree

Representa a quantidade de *links* que um *node* tem para com outros *nodes* da rede. Dependendo do contexto de análise o grau pode ter diferentes significados. Ele pode, por exemplo, representar o número de chamadas telefônicas que um indivíduo recebeu ou então o número de citações que um artigo recebeu em uma rede de citações (BARABÁSI, 2012).

As medidas de graus podem identificar o papel dos indivíduos na rede como fontes ou como “consumidores” de informações e conhecimento.

2.4.2 - Indegree

Também chamado de *incoming degree*, o “grau de entrada” representa o número de *links* que apontam para determinado *node i* (HANNEMAN e RIDDLE, 2005). O *indegree* informa quais são os *nodes* que atuam como “receptores” do que está circulando na rede. No contexto deste trabalho ele representa aqueles que absorvem (recebem) informações de outros *nodes* a respeito de necessidades de conhecimento que lhes está fazendo falta ou que estão no campo de seu interesse.

Chan e Liebowitz (2006) comentam sobre a interpretação dos graus em função de poder e prestígio. Um *node* com alto grau de *indegree* é considerado com distinção pelos outros ou tem alto prestígio porque vários *nodes* procuram se conectar diretamente a ele. Porém Izquierdo e Hanneman (2006) informam que como “poder” é uma palavra que pode assumir diferentes significados, é preferível pensar na questão da “influência” que o *node* tem na rede.

2.4.3 - Outdegree

Chamado também de *outcoming degree*, o “grau de saída” representa o número de *links* que tem origem em determinado *node* com destino a outros *nodes*. No contexto do compartilhamento do conhecimento diz respeito aos *nodes* que atuam como fornecedores de informações ou conhecimento para outros *nodes*. Em alguns casos, isto pode determinar quanta influência um *node* pode ter na rede.

Para Chan e Liebowitz (2006) um alto de valor de *outdegree* indica que o indivíduo está apto a transferir sua perspectiva para outros indivíduos na rede. Como se pode perceber, assim como no caso do *indegree*, esta possibilidade não deixa de estar envolvida com a questão da influência do indivíduo na rede.

2.4.4 - Centralidade

Lei e Xin (2011) apontam as medidas de centralidade como as mais importantes e as mais frequentemente utilizadas nas análises de redes sociais. Estas medidas são normalmente utilizadas para identificar quem é o núcleo em um grupo. O membro que representa o núcleo seria aquele tem o *status* mais alto

naquele grupo social. Dessa maneira, o membro com o nível mais alto de centralidade é, normalmente, a peça chave para a posição do grupo.

Embora a maioria da literatura trate a centralidade por “*network centrality*”, Muller-Prottmman (2007) utiliza a expressão “*network centralisation*” e explica que a centralidade de uma rede mede o grau de relacionamento da rede ao redor de um ou pouco membros centrais da rede. Uma alta centralidade da rede significa que o fluxo de conhecimento na rede é dependente da ação de poucos membros e que remover estes membros da rede implica em comprometer o fluxo do conhecimento.

Para ilustrar as medidas de centralidade aqui utilizadas, apresentam-se as Figuras 15, 16 e 17, adaptadas dos exemplos apresentados por WASSERMAN e FAUST (1994) e ADAMIC (2012).

Conforme explicam NELSON e HSU (2011), as redes podem assumir diferentes padrões de formato de configuração, parecendo-se com estrelas, quando se tem os membros ligados à um ponto central ou assumindo outros formatos, conforme os diferentes posicionamentos dos membros e seus relacionamentos. Por isso, a Figura 15 recebe o nome de Gráfico Estrela e a Figura 16 recebe o nome de Gráfico Círculo. Já a Figura 17 recebe o nome de Gráfico Linha.

Figura 15 - Gráfico de Estrela
Fonte: Adaptado de Wasserman e Faust (1994) e Adamic (2012).

Figura 16- Gráfico de Círculo
Fonte: Adaptado de Wasserman e Faust (1994) e Adamic (2012).

Figura 17 - Gráfico em Linha
Fonte: Adaptado de Wasserman e Faust (1994) e Adamic (2012).

A seguir são apresentadas as principais medidas de centralidade.

2.4.5 - Degree centrality (Grau de Centralidade)

Quanto mais alto for o grau de um *node*, maior é sua centralidade (CHAN E LIEBOWITZ, 2006). De acordo com Kim, Hong e Shu (2012) a “centralidade dos graus” é a proporção de *links* conectados em relação ao máximo de conexões possíveis que um *node* poderia ter (máximo de *links* possíveis para o *node*). A centralidade dos graus pode ser calculada em termos de *indegree centrality* e *outdegree centrality* se a rede for unidirecional.

Como esta é uma medida que trata de proporcionalidade, o máximo grau de *degree centrality* permitido é 1. Quando o máximo grau for 1, isto significa que o *node* está conectado a todos os outros *nodes*. O valor mínimo para esta medida é zero, significando que o *node* não está conectado a nenhum outro *node* da rede. O cálculo da degree centrality, pode ser obtido por meio da seguinte expressão:

$$\text{Degree Centrality } (i) = \frac{k_i}{N - 1} \quad (18)$$

Nesta expressão, o K_i representa a quantidade de graus do *node*, enquanto $(N - 1)$ representa o número total de *nodes* existentes na rede, subtraindo-se o próprio *node*. A Tabela 3 apresenta um comparativo entre as medidas dos graus de centralidade obtidos nas diferentes estruturas de rede (estrela, círculo e linha) mostradas nas Figuras 15, 16 e 17.

Tabela 3 - Medidas de graus de centralidade para diferentes estruturas de rede

Tipo de Gráfico	Node						
	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7
Estrela	1,000	0,167	0,167	0,167	0,167	0,167	0,167
Círculo	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333
Linha	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,167	0,167

Na estrutura de estrela, o *node* K_1 tem grau de centralidade igual a 1, e os *nodes* de K_2 a K_7 tem grau de centralidade igual a 0,167, indicando claramente a maior centralidade para o *node* K_1 . Na estrutura de círculo todos os *nodes* tem o grau de centralidade igual a 0,333 indicando um grau moderado do nível de centralidade (WASSERMAN E FAUST, 1994). Já na forma de linha os *nodes* de K_1 a K_5 tem grau de centralidade igual a 0,333 mas os *nodes* K_6 e K_7 possuem grau de centralidade igual a 0,167.

Nos casos das redes unidirecionais em que cada grau pode ter valores determinados para *outdegree centrality* e *indegree centrality*, K_i deverá representar respectivamente os valores de *outdegree* e *indegree* em relação à quantidade máxima de *nodes* na rede.

Kim, Su e Jun (2011) registram que os *nodes* que possuem mais *links* do que os outros membros da rede podem ter uma posição de vantagem, pois possuindo muitos *links* eles possuem diferentes caminhos para conseguir o que precisam e por isso são menos dependentes do que outros indivíduos.

Por outro lado, *nodes* com *degree* igual zero estão completamente isolados e removê-los da rede não causará impacto nos *links* presentes.

Existe uma limitação no que diz respeito à medida de centralidade dos graus (*degree centrality*), pois esta considera apenas os *links* imediatos que um *node* possui, embora possam existir *links* indiretos que levem o *node* a ter contato com outro *nodes*. Isto implica em dizer que um *node* pode ter um alto *degree*, mas ao

mesmo tempo estar desconectado da rede como um todo, estando conectado apenas a um grupo local que representa “sua vizinhança” (HANNEMAN, 2005; CHAN e LIEBOWITZ, 2006).

2.4.6 - Closeness Centrality (Proximidade)

Esta medida representa a integração ou isolamento de um membro da rede (MÜLLER-PROTHMANN, 2007). Para Wenzel, Bjegovic e Laaser (2011) esta métrica está baseada na noção de distância. Se um *node* está perto de todos os outros membros da rede, a distância deve ser menor do que **1** e este *node* está apto a contatar outros membros da rede sem depender de outros membros para “repassar” suas mensagens.

Assim como acontece com as medidas de *degree*, novamente têm-se uma perspectiva de independência. Porém, neste caso, a independência está ligada à difusão da informação. Quanto maior for a *closeness centrality* de um *node*, mais curta é a média da distância dele para qualquer outro *node* da rede, garantindo-lhe melhor posicionamento para difundir informação.

O cálculo de *closeness* é dado por meio da equação 19:

$$C_c(k_i) = \left[\sum_{j=1}^n d(i, j) \right]^{-1} \quad (19)$$

Neste cálculo, a proximidade (*closeness centrality*) C_c de um *node* K_i é determinada pelo somatório da distância $d(i, j)$ do *node* K_i dos outros *nodes* da rede, porém como o que se pretende medir é quão perto um *node* está do outro, é necessário inverter a soma destas distância. Para isso é utilizado o expoente **-1**.

Wasserman e Faust (1994) informam que em seu ponto máximo, o índice de *closeness* determinado pela equação 19 é igual a $(N - 1)^{-1}$, ou seja ao inverso da quantidade de *nodes*, o que aconteceria quando um *node* fosse adjacente a todos os outros. A partir disso, nota-se que o resultado do cálculo é dependente do valor de N , o que impossibilita a comparação entre duas redes diferentes.

Para resolver esta situação, é realizada uma normalização da fórmula, que consiste em simplesmente em multiplicar o resultado obtido em C_c por $(N - 1)$, obtendo-se:

$$C'_c(k_i) = C_c(k_i)(N - 1) \quad (20)$$

O valor normalizado da *closeness* varia entre **0** e **1**. Quando o valor for de uma unidade, significa que o *node* é adjacente a todos os outros, ou seja, o *node* está o máximo possível perto de todos os outros *nodes*.

Por exemplo, o cálculo da *closeness* do *node* K6, no gráfico de linha seria dado por: $C_c(n_6) = [1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6]^{-1} = 21^{-1} = 0,047619047$, que depois de normalizado, resultaria em: $0,047619047 \times 6 = 0,285714285$.

Retomando como base as Figuras 15, 16 e 17, na Tabela 4 é apresentado o resultado para o índice de *closeness* de cada um dos *nodes* nos diferentes modelos de rede.

Tabela 4 - Medidas de graus de *closeness* para diferentes estruturas de rede

Tipo de Gráfico	Node						
	K ₁	K ₂	K ₃	K ₄	K ₅	K ₆	K ₇
Estrela	1,000	0,545	0,545	0,545	0,545	0,545	0,545
Círculo	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500	0,500
Linha	0,500	0,461	0,461	0,375	0,375	0,286	0,286

2.4.7 - Betweenness Centrality (Intermediação)

Kim, Hong e Suh (2012) explicam esta medida como sendo o número de vezes que um determinado *node i* precisa de um *node k* para alcançar outro *node j* através do caminho mais curto entre eles.

Para Müller-Prothmann (2007) a medida *betweenness* determina se um membro da rede desempenha uma importante função como um agente do fluxo do conhecimento com potencial de controle sobre as relações indiretas de outros membros, atuando como uma espécie de “porteiro” (*gatekeeper*). Esta possibilidade de controle faz com que, um *node* que seja identificado com um valor alto de *betweness*, possa distribuir ou bloquear o conhecimento que poderia chegar aos outros membros da rede que dependem dele para ter acesso ao fluxo da rede. Por

isso, esta medida tem um relacionamento direto com o fluxo de informação na rede (HANNEMAN, 2005).

A equação 21 determina o cálculo de *betweenness* e pode ser dada por:

$$C_B(k_i) = \frac{\sum_{j < k} g_{jk}(k_i)}{g_{jk}} \quad (21)$$

Na equação 21, o $g_{jk}(k_i)$ representa o número de caminhos mais curtos (*geodesic path*) entre os *nodes* j e k que contém o *node* k_i , isto é, o número de caminhos mais curtos entre j e k que passam por k_i . O denominador g_{jk} representa o número de caminhos mais curtos em j e k .

Ao realizar a divisão de $g_{jk}(k_i)$ por g_{jk} , a medida obtida estima a probabilidade de dependência do *node* k_j sobre k_i . A exemplo da medida *closeness*, o valor de *betweenness* também precisa ser normalizado para possibilitar a comparação entre outros *nodes* (WASSERMAN E FAUST, 1994). A fórmula que determina o valor normalizado da *betweenness* é representada pela equação 22:

$$C'_B(k_i) = \frac{C_B(k_i)}{\frac{(N-1)(N-2)}{2}} \quad (22)$$

Normalizada, a fórmula assume um valor de resultado que varia entre 0 e 1. Novamente tomando como base as Figuras 15, 16 e 17, são apresentados na Tabela 5 os valores de *betweenness* para dos diferentes tipos de redes.

Tabela 5 - Medidas de *betweenness* para diferentes estruturas de rede

Tipo de Gráfico	Node						
	K ₁	K ₂	K ₃	K ₄	K ₅	K ₆	K ₇
Estrela	1,000	0	0	0	0	0	0
Círculo	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200	0,200
Linha	0,600	0,533	0,533	0,533	0,533	0	0

Como exemplo de aplicação do cálculo da *betweenness*, toma-se por base o *node* K₁ no gráfico de linha. Os caminhos mais curtos entre j e k que passam por

K_1 , são: (K_6, K_3) , (K_6, K_5) , (K_6, K_7) , (K_4, K_3) , (K_4, K_5) , (K_4, K_7) , (K_2, K_3) , (K_2, K_4) , (K_2, K_7) , totalizando nove caminhos. Isto resolve a parte do numerador da equação 21.

O denominador da equação 21 é dado pela quantidade de caminhos mais curtos entre j e k , que neste caso, é apenas um, pois não há outra forma de j chegar até k , a não ser passando por k_1 . Assim:

$$C_B(k_1) = \frac{\sum_{j < k} g_{jk}(k_1)}{g_{jk}} = \frac{9}{1} = 9$$

Aplicando a normalização, obtém-se:

$$C'_B(k_i) = \frac{C_B(k_i)}{\frac{(N-1)(N-2)}{2}} = \frac{9}{\frac{(7-1)(7-2)}{2}} = \frac{9}{15} = 0,6$$

2.5 - Formas de Análise de Redes Sociais

Cross, Parker e Borgatti (2002) destacam como pontos a serem analisados pela ARS:

- Gargalos (*Bottlenecks*): nós centrais que representam o único ponto de conexão entre diferentes partes da rede;
- Número de *links*: quantidade excessiva ou insuficiente de *links* entre nós (departamentos ou indivíduos) que precisam atuar de maneira coordenada;
- Média de distância - os nós estão conectados na rede por diferentes graus de separação um do outro. Uma distância curta entre os nós permite que a informação seja transmitida de maneira mais precisa e no tempo oportuno, enquanto distâncias mais longas aumentam o tempo de transmissão da informação e as chances da informação ser distorcida.
- Isolamento: elementos que não estão integrados ao grupo e, portanto representam tanto habilidades inexploradas quanto possibilidades de contribuições para o negócio;

- Pessoas altamente especializadas: elementos da rede que podem ser considerados experts mas que não estão sendo adequadamente utilizadas pela organização;
- Subgrupos (*cliques*): pequenos grupos (“panelinhas”) podem desenvolver sua própria subcultura e influenciar outros grupos positiva ou negativamente.

Müller-Prothmann (2007) afirma que os resultados da análise das redes sociais podem ser distinguidos entre três níveis diferentes:

- Interpretação da rede como um todo (nível macro);
- Interpretação dos subgrupos que compõem a rede (*clusters* e componentes) (nível meso);
- Interpretação da posição dos indivíduos (nível micro).

Hanneman e Riddle (2005) exemplificam estas diretrizes de análise utilizando como exemplo o estudo do relacionamento de amizades em uma sala de aula. Esta perspectiva está no nível de análise dos indivíduos. Porém as salas de aula fazem parte de uma instituição que é a escola, cuja rede incorpora os indivíduos da sala de aula, de outras salas e também administradores, bibliotecários e diretores, relacionando esta descrição com a análise de subgrupos. Já a escola, por sua vez, está inserida em um contexto da regional (grupo de escolas) do qual faz parte (análise da rede como um todo).

A partir desta ideia pode-se identificar os conceitos de Teoria dos Sistemas que se referem à percepção de subsistemas inseridos em sistemas que compõem o super-sistema. Aqui se trata de indivíduos inseridos em redes que estão inseridas em redes maiores.

Tecnicamente, Haneman e Riddle (2005) definem estes tipos de análise identificando-os como macro, meso e micro-análise e explicam que uma vantagem da forma de pensar sobre as redes é que elas permitem esta percepção de análises em diferentes níveis (indivíduos, grupos, organizações, instituições, comunidade ou sociedade), porém o interesse está sempre voltado para a compreensão de como os indivíduos estão envolvidos nessa estrutura e como esta estrutura emerge a partir das micro-relações entre os indivíduos.

O Quadro 4 estabelece uma relação entre as indicações dos níveis de análise apresentados por Müller-Prothmann (2007) e Hanneman e Riddle (2005). O Quadro 4 também apresenta, de acordo com as indicações de Müller-Prothmann (2007) quais métricas e técnicas de análise são indicadas como adequadas para cada um dos níveis.

Nível de Análise	Descrição	Métricas / Técnicas de Análise
Macro	Análise da rede como um todo	Tamanho da rede Centralidade da rede Densidade
Meso	Análise de subgrupos (<i>clusters</i> / componentes)	Sub-grupos ou <i>clusters</i> Gargalos de distribuição do conhecimento (<i>cut-points</i>) <i>Hubs</i>
Micro	Análise da posição dos indivíduos na rede	<i>Degree</i> <i>Closeness</i> <i>Betweenness</i>

Quadro 4 - Níveis de análise para as redes
Fonte: Adaptado de Müller-Prothmann (2007) e Hanneman e Riddle (2005)

A descrição pela literatura, baseando-se em Müller-Prothmann (2007), Hanneman e Riddle (2005) e Cross, Parker e Borgatti (2002), das formas de análise das redes sociais vai ao encontro da percepção de que, embora a análise local (micro) seja importante, ela serve à identificação de nodes específicos e não para uma característica da rede como um todo.

A necessidade de se fazer uso da tecnologia da informação para melhorar a comunicação entre os membros da rede, por exemplo, pode ser a característica de um subgrupo, mas não significa que a organização não tenha os equipamentos e sistemas de comunicação já instalados e preparados para serem usados. Daí a perspectiva deste trabalho de que, para uma análise mais consistente da rede, no sentido de interpretá-la sobre o compartilhamento de conhecimento, uma análise mais ampla é necessária. Ao mesmo tempo, é importante notar que uma análise em um nível, não anula a análise em outro. Elas são complementares.

É interessante notar que a literatura aponta para diferentes níveis de análise, mas a maioria do material utilizado na etapa da revisão bibliográfica não abordou análises em todos os níveis. Considerou-se como causa para isso o fato de que os

artigos se propunham a analisar problemas específicos dos diferentes níveis da rede.

No nível meso, as análises de subgrupos (*clusters*), *cut-points* (elementos que se retirados das redes podem causar sua divisão em grupos isolados) e *hubs* (*nodes* que atuam como concentradores do fluxo da rede) pouco aparecem nos trabalhos.

A maioria dos trabalhos localizados na revisão bibliográfica trataram de métricas que conduzem ao nível da micro análise (*degree*, *closeness* e *betweens*), ilustrando o papel de indivíduos no grupo. Talvez por se tratar de artigos ligados à questão do compartilhamento de conhecimento tácito, o foco esteja mais direcionado para o indivíduo. Porém, para este trabalho, considerou-se importante analisar a rede em seus três níveis possíveis de análise.

A respeito da maneira prática de aplicação das análises de ARS, Müller-Prothmann (2011) apresenta sete passos a serem cumpridos para que a ARS possa ser aplicada:

1. Identificação dos objetivos e do escopo da análise (domínio do conhecimento);
2. Desenvolvimento de metodologia do *survey* e elaboração de questionário;
3. Identificação dos membros da rede;
4. Coleta de dados por meio do questionários e identificação de outras possíveis fontes de informação;
5. Análise de dados através dos métodos formais das redes sociais;
6. Interpretação dos resultados das análises;
7. Determinação de intervenções e ações.

Observando a indicação dos passos a serem seguidos, conforme apresentado por Müller-Prothmann (2011), percebe-se que este estudo pretende atuar mais diretamente nas questões dos passos seis e sete, pois trata-se da busca por uma interpretação da representação das medidas da ARS para o compartilhamento do conhecimento e principalmente do relacionamento destas interpretações com propostas de ações que estejam devidamente relacionadas com o significado das análises dos métodos formais da ARS.

2.6 – Softwares Para Auxílio à Análise de Redes

As dificuldades em determinar as métricas de rede, principalmente quando se trata de um grande número de *nodes* pode ser diminuída em função do uso de ferramentas apropriadas para a visualização dos grafos e cálculo das métricas. Neste sentido, o uso do conceito de matriz, conforme abordado na seção 1.2.1, é particularmente útil para que os *softwares* possam trabalhar com a representação dos relacionamentos entre os *nodes*.

Existem vários *softwares* cujo objetivo é justamente auxiliar no processo de construção dos grafos e obtenção das métricas da rede. Dependendo dos objetivos da análise, do formato de visualização dos grafos ou do tipo de arquivo com os quais se obtém os dados, pode ser que determinado software apresente características mais favoráveis ao seu uso. Nas atividades deste estudo foram utilizados os aplicativos: Gephi e NodeXL e R. Porém, a pesquisa bibliográfica apontou também para o uso dos *softwares* Pajek e UCINET pela comunidade científica. Segue uma breve descrição destas ferramentas:

- **Gephi:** o Gephi (pronuncia-se “guépi”) permite a visualização dos dados da matriz da ARS em forma de *nodes* e *links*. Além disso, efetua alguns cálculos de métricas utilizadas para análise das redes sociais. Desenvolvido sob o modelo do Software Livre⁴ este aplicativo oferece a possibilidade de se trabalhar com diferentes tipos de rede e sistemas complexo. Permite também que sejam simuladas redes com determinadas características. Além disso funciona nos sistemas operacionais Windows, Linux e Mac OS (BASTIAN, HEYMANN e JACOMY, 2009). A Figura 18 representa a representação gráfica de uma rede por meio do uso do Gephi, além da indicação de alguns recursos que o *software* oferece.

4 – No modelo de Software Livre o tipo de licença dos programas permite que eles sejam executados, copiados, distribuídos, estudados e aperfeiçoados (FSF, 2012).

Figura 18 - Exemplo de gráfico para ARS gerado pelo Gephi

- **NodeXL**: desenvolvido sob a forma de um complemento para o aplicativo Microsoft® Excel®⁵. Apesar do Excel® ser um *software* proprietário⁶, o NodeXL é distribuído no modelo de *software* livre. Assim como o Gephi também apresenta características de manipulação das informações da rede, cálculo de métricas e visualização dos grafos (HANSEN, SHNEIDERMA e SMITH, 2011). Este aplicativo pode ser obtido por meio do endereço eletrônico: <http://nodexl.codeplex.com>.
- **R**: desenvolvido como uma opção de *software* livre ao uso de um *software* proprietário chamado “S”, o “R” é uma linguagem e um ambiente para se trabalhar com a Estatística e com gráficos. O “R” provê uma grande variedade de ferramentas para se trabalhar tais como, modelagem linear e não linear, testes estatísticos e análise de séries temporais, além de fornecer recursos para a geração de gráficos (R-PROJECT, 2014). Para aplicação na área de análise de redes, está disponível o pacote adicional i-graph. O aplicativo pode ser obtido por meio do endereço eletrônico: <http://www.r-project.org/>
- **Pajek**: conforme apontam Batagelj e Mrvar (1998) e Bessa *et. al* (2010) o Pajek se destaca na visualização e determinação de métricas para redes que possuem um grande número de *nodes*. O *software*, assim como o Gephi,

5 – Microsoft e Excel são marcas registradas da Microsoft Corporation.

6 – *Software* proprietário é aquele cujo uso, redistribuição ou modificação é proibido ou requer permissão para que isso seja feito (FSF, 2012).

também oferece a possibilidade de simular redes com características de diferentes modelos. Esse software funciona em ambiente Windows e também não oferece custos de licença ou aquisição desde que seu uso seja para fins não-comerciais. O aplicativo está disponível por meio do endereço web: <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/>. A palavra eslovena “pajek” significa aranha e como em esloveno o “p” assume o som de “y”, pronuncia-se “aiéqui” (um arquivo de som com a pronúncia pode ser encontrado no endereço eletrônico: <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/pajek1.wav>) (BATAGELJ e MRVAR, 1998).

- **UCINET**: desenvolvido para plataforma Windows, o UCINET é um *software* para análise de redes sociais. Esta ferramenta foi desenvolvida com a participação dos pesquisadores Borgatti, Freeman e Everett (2002). A empresa Analytic Technologies é a responsável por comercializar o *software*, concedendo-lhe, portanto, características de um software proprietário. Mais informações sobre o UCINET podem ser obtidas em <https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/>

Este capítulo abordou as questões referentes aos temas relacionados com Análise de Redes Sociais. O próximo capítulo apresentará questões ligadas à Gestão do Conhecimento.

3 - GESTÃO DO CONHECIMENTO

Este capítulo abordará as principais definições referentes aos conceitos sobre Gestão do Conhecimento e seu relacionamento com Sistemas Complexos. São abordados também os conceitos sobre o processo de compartilhamento de conhecimento.

3.1 - Conhecimento e Gestão do Conhecimento

É difícil estabelecer um consenso sobre a definição dos termos abordados nesta seção. Dados, informação e conhecimento parecem provocar a necessidade de definições (VON KROGH, ICHIJO e NONAKA, 2000; EARL, 2001).

Alavi e Leidner (2001) e Nonaka e Takeuchi (1995) explicam que a discussão sobre o significado de conhecimento na área da filosofia ocidental existe desde a antiga Grécia. Barite (2001) comenta que foi possível coletar quinhentas definições de informação e praticamente trinta definições de conhecimento.

De acordo com Barite (2001) a determinação da escolha do melhor significado para dado, informação e conhecimento reside no contexto em que serão utilizadas, pois fora de um contexto suas definições serão ambíguas.

A Gestão do Conhecimento possui grande proximidade com a área da Tecnologia da Informação (TI) e conforme evidenciam Alavi e Leidner (2001), vários autores, principalmente na área da literatura voltada para TI, direcionam a definição de conhecimento para a questão da distinção entre conhecimento, informação e dado.

Para Alavi e Leidner (2001) com poucas exceções, na área da TI, os dados são vistos como números e fatos que servirão de matéria-prima para a informação. Uma vez processados, os dados se transformam em informação e o conhecimento seria representado por estas informações validadas. Porém, para Alavi e Leidner (2001), esta proposta de definição a partir da hierarquia dados – informação – conhecimento, dificilmente resiste à uma análise mais profunda.

Liew (2007) concorda com Alavi e Leidner (2001) ao considerar que existe uma falha lógica ao se tentar definir dados em termos de informação, informação em termos de dados, conhecimento em termos de informação e assim sucessivamente. Liew (2007) argumenta que tentar estabelecer uma definição desta maneira acaba gerando definições circulares e argumentativas que descrevem os relacionamentos, mas que não definem os conceitos.

Tuomi (1999) discorda inclusive da hierarquia dados – informação – conhecimento proposta por outros autores. Tuomi (1999) argumenta que os dados emergem somente depois que se obteve a informação e a informação só é possível depois que se obtém conhecimento. Desta maneira Tuomi (1999) se opõe à descrição mais comumente apresentada pela literatura da área.

Em função da discordância de conceitos, Liew (2007) defende a necessidade de definições que sejam concisas e definitivas e, embora o autor reconheça as dificuldades de se estabelecerem estas definições, ressalta que isso é fundamental para a própria área da pesquisa em Gestão do Conhecimento.

No contexto deste trabalho, a definição de conhecimento, informação e dados será considerada, não em função da hierarquia dados – informação – conhecimento, mas conforme as definições apresentadas por Liew (2007), nas quais:

- Dados são símbolos e sinais de leitura que são capturados e armazenados (gravados). Neste estado de símbolos e sinais, os dados são simplesmente uma forma de representação.
- Informação é uma mensagem que possui um significado relevante para quem a recebe. O significado da mensagem se torna uma indicação para a tomada de uma decisão ou uma ação.
- Conhecimento é a capacidade de agir e compreender que reside ou está contida na mente ou cérebro. Isto representa saber o que (*know-what*), saber como (*know-how*) e saber porque (*know-why*).

A partir da definição de conhecimento apresentada por Liew (2007), faz sentido considerar a citação de Nonaka (1994) ao explicar que o conhecimento, em seu nível fundamental, é criado pelos indivíduos e que sem as pessoas uma organização não é capaz de criar conhecimento.

Baseado nas ideias do filósofo Michael Polanyi, Nonaka (1994) descreve dois tipos de conhecimento: o tácito e o explícito. O conhecimento tácito representa o conhecimento que está profundamente relacionado às ações do indivíduo. Ele é uma qualidade pessoal e é difícil de ser formalizado e comunicado. Por outro lado, o conhecimento explícito é fácil de ser formalizado e comunicado, pois trata-se do conhecimento que é codificado e transmitido em uma linguagem formal, como por exemplo, na forma de relatórios e manuais.

Em um ambiente organizacional, o conhecimento é criado por meio da interação entre o conhecimento tácito e o conhecimento explícito. Isto possibilita a existência de quatro tipos de conversão de conhecimento (NONAKA, 1994; NONAKA, TOYAMA & KONO, 2000; NONAKA & TOYAMA, 2003). As quatro possibilidades de conversão, podem ser explicadas da seguinte maneira:

- **Socialização:** conversão de conhecimento tácito para conhecimento tácito. Sharif et al (2004) explicam que na socialização o conhecimento tácito de uma pessoa é transferido para outra e que, embora a socialização seja compreendida principalmente como uma atividade desenvolvida em um espaço físico, a tecnologia, principalmente com recursos de internet, pode atuar como facilitadora e permitir com que a socialização ocorra também no espaço virtual.
- **Combinação:** conversão do conhecimento explícito para novo conhecimento explícito. Nonaka (1991) explica que conhecimento explícito pode ser combinado com outros conhecimentos explícitos e gerar um novo conhecimento. Nonaka (1991) cita o exemplo de um contador que reúne informações de diferentes departamentos da empresa para gerar, por exemplo, um relatório financeiro. Tal relatório é um documento que sintetiza informações de diferentes fontes.
- **Externalização:** é o conhecimento tácito convertido em conhecimento explícito. Conforme a explicação de Endres *et. al* (2007), o processo de externalização do conhecimento envolve a transformação do conhecimento tácito em uma forma compreensiva, ou seja, o conhecimento que estava internalizado no indivíduo deve ser registrado na forma de informação, tornando-se compreensível, por exemplo, por meio da leitura de documentos.

- **Internalização:** por meio da internalização, o conhecimento explícito é convertido em conhecimento tácito. Quando o conhecimento é internalizado ele se torna parte do conhecimento tácito do indivíduo que o absorveu. (NONAKA, TOYAMA e KONNO, 2000).

A Figura 19 ilustra os processos de conversão do conhecimento, acrescentando a percepção de que o conhecimento tácito é aquele que está contido nas pessoas e que o conhecimento explícito é aquele que já foi transformado em informação como por exemplo, manuais, livros ou relatórios. O processo ilustrado na Figura 19 é tratado na literatura como Processo SECI (*Socialisation, Externalisation, Combination e Externalisation*).

Figura 19 - Processos de conversão do conhecimento
Adaptado de Nonaka e Toyama (2003, p.5)

Compreender os processos de conversão do conhecimento é importante para que se possa compreender também as atividades e a própria definição de Gestão do Conhecimento. Porém, as dificuldades em se definir “conhecimento” puderam ser notadas também com relação à definição para “Gestão do Conhecimento”. Os parágrafos seguintes apresentam as diferentes perspectivas para esta definição.

Alavi e Leidner (2001) informam que diferentes percepções sobre a definição de conhecimento, podem conduzir a diferentes definições para Gestão do Conhecimento. Para Alavi e Leidner (2001), são possíveis os seguintes focos para a KM:

- **Conhecimento como um objeto:** ao se considerar o conhecimento como um objeto a ideia é o acesso à informação e a Gestão do Conhecimento deveria ter seu foco na gestão dos estoques de informação.
- **Conhecimento como um processo:** esta visão coloca o foco da Gestão do Conhecimento nos fluxos e processos de criação, compartilhamento e distribuição do conhecimento.
- **Conhecimento como uma capacidade:** ao adotar esta perspectiva, o foco da KM é direcionado para a criação de competências e compreensão de estratégias de *know-how*.

Para Lee (2000) a Gestão do Conhecimento pode ser vista como um conjunto de subprocessos que juntos, se completam, na realização do processo de Gestão do Conhecimento.

Assim, no contexto deste trabalho, será adotada a definição de Gestão do Conhecimento como uma estratégia para criar, acessar e dar suporte às fontes de conhecimento. Esta estratégia consiste em um conjunto de quatro processos: criação; armazenagem e recuperação; transferência e; aplicação do conhecimento. Esta definição está em concordância com as definições apresentadas por Lee (2000); Kim, Suh e Jun (2011); Kim, Hong e Suh (2012).

Para identificar o atual estágio de desenvolvimento na área de Gestão do conhecimento é importante perceber que, em seu início, o foco de estudos e práticas estavam voltados para a área de tecnologia da informação, porém ao longo do tempo o foco se direcionou para a questão das pessoas.

Perrin, Rolland e Stanley (2004) conduziram uma pesquisa na qual apontam que o papel do CKO (*Chef Knowledge Officer*) é dependente da estratégia adotada pela organização, baseando-se em três tipos de estratégias: a tecnológica, a de personalização e a de socialização.

Na descrição de Perrin, Rolland e Stanley (2004), a estratégia tecnológica tem seu foco voltado para o uso da tecnologia e banco de dados. A personalização está

direcionada para a questão dos relacionamentos face-a-face e a socialização prevê uma combinação dos dois tipos anteriores na qual a tecnologia é utilizada como uma ferramenta de apoio para o compartilhamento do conhecimento sem dispensar a ocorrência do relacionamento pessoal.

Tanto as indicações de Swan et. al. (1999) quanto as de Perrin, Rolland e Stanley (2004) evidenciam uma convergência da pesquisa e prática nas áreas de Gestão do Conhecimento para a questão das pessoas, amadurecendo o conceito de conhecimento organizacional como resultado da interação social e posicionando a tecnologia como uma ferramenta a ser utilizada neste processo.

Kim et. al. (2009) também evidenciam que as propostas para a Gestão do Conhecimento mudaram de “coletar e compartilhar por meio de repositórios de conhecimento” para “encontrar e transferir por meio das redes de conhecimento”.

3.2 - Gestão do conhecimento e sistemas complexos

Nosso mundo está repleto de exemplos de sistemas. O sistema solar, o sistema digestivo ou o sistema de freios de nossos automóveis. Sejam grandes ou pequenos, construídos pela natureza ou pela ação do homem, muitas vezes passam despercebidos, mas isto não diminui a importância de se estudá-los (CAMPOS E CAZARINI, 2011).

Autores como McElroy (2000) e Stacey (2000) reconhecem a presença dos conceitos de Sistemas Complexos na área da Gestão do Conhecimento. Destaca-se que no contexto deste trabalho, o processo de criação do conhecimento é considerado como um efeito emergente que surge das interações entre os indivíduos. Estas interações são consideradas não lineares. Além disso, no que diz respeito ao conhecimento organizacional, estas interações acontecem, em sua maioria, dentro do ambiente organizacional, reconhecido como um sistema adaptativo complexo (CAS – *Complex Adaptive System*) em função de sua capacidade de se adequar a mudanças que ocorrem no ambiente onde está inserido.

Uma vez que as organizações e redes sociais podem ser considerados sistemas complexos, torna-se importante estabelecer critérios para a compreensão do significado de “Sistemas Complexos”.

Rosen (1987) argumenta que é importante diferenciar os sistemas considerados “simples” dos sistemas, assim dito, “complexos”. Tomando-se como exemplo um interruptor, percebe-se que o sistema do qual ele faz parte é determinístico. Ao se acionar o interruptor de uma lâmpada é possível obter apenas duas situações: a lâmpada acesa ou não. Ao se pensar em um “quebra-cabeças” percebe-se também que as possíveis centenas de peças que o compõem podem fazer de sua montagem um processo complicado, mas cada peça tem apenas uma possibilidade de encaixe e a imagem que se forma ao final do quebra-cabeças é sempre a mesma, não importa quantas vezes ele seja desmontado e montado novamente. Porém, ao tomarmos como exemplo um “Lego⁷”, embora as peças sejam sempre as mesmas, o resultado pode ser completamente diferente.

O conceito do Lego[©] pode servir de auxílio para a compreensão do que representa a complexidade, pois uma abordagem que pode servir de base para a discussão sobre sistemas complexos é justamente o relacionamento entre as diferentes partes do sistema com seu todo. Isso diz respeito ao questionamento de como a complexidade do todo está relacionada com a complexidade de cada uma de suas partes (BAR-YAM, 1997).

A Teoria dos Sistemas Complexos considera que o todo é maior do que a soma das partes. Talvez à primeira vista, isto não seja uma interpretação aceita com facilidade, pois o pensamento ocidental identifica o universo mais como uma série de sistemas discretos do que como sistemas que estão interconectados (CURLEE E GORDON, 2011,p. 4; DAN & BARCLAY, 2006)

A Teoria da Complexidade tem como foco a perspectiva do papel do todo em função das partes que compõem o sistema. Uma visão a partir das referências de sistemas complexos é uma visão oposta ao reducionismo, pois este considera que o conhecimento sobre partes do sistema é representativo para a compreensão do sistema como um todo. A Teoria da Complexidade considera que conhecer as partes não é suficiente para a compreensão de todo o sistema porque existe auto-organização e interdependência entre as partes (MCCARTHY & RAKOTOBÉ-JOEL, 2000).

AxelRod e Cohen (2001) apresentam as definições para os principais elementos que compõem um sistema complexo:

7 – Lego é marca registrada da Lego Group

- **Estratégia:** padrão de ação condicional que indica o que fazer em determinadas circunstâncias;
- **Artefato:** recurso material que possui localização definida e que os agentes podem utilizar em suas ações;
- **População:** coleção de agentes. Em alguns casos também pode ser utilizada para definir uma coleção de estratégias;
- **Sistema:** coleção onde estão inclusas populações e artefatos;
- **Tipo:** agentes ou estratégias que possuem características comuns;
- **Variedade:** diversidade de tipos presentes na população;
- **Padrão de interação:** regularidade de contato entre os tipos do sistema;
- **Espaço:** pode ser definido como “espaço físico” quando determina a localização de um agente ou artefato no tempo e espaço geográfico ou “espaço conceitual” quando estabelecido em um conjunto de estruturas que indica tendência de interação entre agentes (uma rede social na internet, por exemplo);
- **Seleção:** processos que determinam o aumento ou diminuição na frequência de agentes ou estratégias;
- **Critério de sucesso** (medida de desempenho): indicador utilizado por agente ou projetista do sistema para atribuir crédito (ou não) à seleção de estratégias ou agentes.

Os mesmos AxelRod e Cohen (2001, p. 104) apresentam também uma explicação para a função de cada uma destas partes dentro do ambiente de um sistema complexo, ao escreverem que:

“Agentes, de uma variedade de tipos, usam suas estratégias, em interação padronizada, uns com os outros e com artefatos. Medidas de desempenho sobre os eventos resultantes impulsionam a seleção de agentes ou estratégias através de processo de cópia e recombinação, propensos ao erro, mudando assim as frequências dos tipos dentro do sistema.”

Ragachari (2009) argumenta que a síntese da literatura sobre gestão que aborda o relacionamento das organizações com sistemas complexos sugere que um fator importante para o processo de auto-organização é a criação de

mecanismos de compartilhamento (transmissão e processamento) de conhecimento para gerar uma base para a ação.

Ao relacionar as organizações com os sistemas complexos, Ragachari (2009) informa que as organizações humanas são consideradas sistemas adaptativos complexos, pois podem ser considerados como grupos de agentes independentes e autônomos, compartilhando certos objetivos e operando, de maneira individual e coletiva, de acordo com certas regras.

A respeito da atuação desses agentes no sistema, a Figura 20, elaborada a partir das indicações de Axel e Cohen (2001), apesar de não apresentar todas as interações possíveis entre os componentes de um sistema complexo, permite compreender a possibilidade da existência e da influência dos chamados autores de políticas ou *designers* no sistema. A partir da alteração ou introdução de novas estratégias, medidas de desempenho ou artefatos no sistema pode-se tentar direcioná-lo para um determinado estado, ainda que não se possa prevê-lo com total exatidão, dada as características das possibilidades das respostas dos outros elementos do sistema.

Figura 20 – Elementos – Sistemas Complexos
Elaborado a partir de AxelRoad e Cohen (2001)

Ao se implantar benefícios para aqueles que compartilharem mais conhecimentos, está se propondo alterações nas regras de funcionamento das atividades desempenhadas e ao se estimular o compartilhamento de conhecimento está se alterando o ambiente onde o sistema está inserido.

Ao se propor, por exemplo, um novo sistema de comunicação baseado na tecnologia da informação, o agente terá um novo artefato para que ele possa atuar no sistema.

Conforme já comentado, as redes sociais são sistemas complexos, com características de auto-organização e formadas de uma maneira que não acompanha a estrutura formal da organização. Por isso entende-se que condições dita “tradicionais” tais como, atribuição de cargos a membros da rede para alterar configurações de distribuição de poder e prestígio não teriam o mesmo reflexo na rede social.

Sob a perspectiva dos sistemas complexos, a proposta deste trabalho está baseada em três pontos principais: nas alterações das regras de funcionamento do sistema, no ambiente e nos artefatos utilizados pelos agentes.

Para Ragachari (2009) a explicação da complexidade da evolução do processo de conhecimento ressalta a visão do conhecimento como uma propriedade do sistema. Neste sentido, a perspectiva do conhecimento coletivo é diferente do conhecimento individual. Isso leva à percepção da existência de conexões entre os indivíduos no sistema, gerando uma rede de conexões.

Ragachari (2009) enfatiza a existência, tanto na literatura sobre gestão quanto na literatura a respeito da complexidade, como ponto comum na indicação da necessidade de se operar considerando as redes. Para o autor, a teoria sobre sistemas complexos dá indicações de como combinar formas diretas e burocráticas de tomada de decisão em uma estrutura hierárquica com a flexibilidade de sistemas que permitam criatividade e aprendizagem operando por meio do uso de redes. Sobre este aspecto Ragachari (2009) enfatiza ainda que o conceito de redes e o papel destas redes na literatura sobre teoria da complexidade e dinâmica organizacional representam um ponto em comum com a visão da organização sob a ótica da gestão do conhecimento.

A partir da visão da presença das redes no ambiente organizacional, Ragachari (2009) aponta para a importância desta estrutura como meio efetivo de compartilhamento de conhecimento e ao mesmo tempo, destaca sua importância para a compreensão dos sistemas complexos.

3.3 - Gestão do Conhecimento e ARS

Para Cross, Parker e Borgatti (2002) nas áreas de gestão, o crescimento da perspectiva das redes sociais tem sido apoiado por três fatores:

1. a descoberta da importância da estrutura informal coexistindo com a estrutura formal das organizações;
2. a necessidade de mudança para um modelo organizacional que seja mais flexível, baseado em equipes e em ativos do conhecimento, o que levou à necessidade e;
3. o rápido crescimento de relacionamentos de cooperação entre diferentes organizações como terceirização e projetos multi-organizacionais.

Especificamente na questão da Gestão do Conhecimento, Müller-Prothmann (2007) escreve que a Análise de Redes Sociais oferece um método sistemático para identificar, examinar e dar suporte ao processo de compartilhamento de conhecimento nas redes sociais.

A Análise de Redes Sociais permite visualizar e compreender os relacionamentos que podem facilitar ou impedir a criação e transferência de conhecimento (CROSS, PARKER E BORGATTI, 2002).

Para Cross, Parker e Borgatti (2002), no que se refere à Gestão do Conhecimento organizacional, a ARS mostra-se como um mecanismo que auxilia a responder questões tais como:

- Como a informação define seu fluxo pela organização?
- Quem as pessoas procuram quando precisam de um conselho?
- Os subgrupos existentes estão compartilhando o que eles sabem tão bem quanto eles deveriam?

3.4 - Processo de Compartilhamento do Conhecimento

A definição de Gestão do Conhecimento adotada para este trabalho considera a Gestão do Conhecimento composta por quatro processos principais: coletar, armazenar, compartilhar e utilizar o conhecimento. Kim, Hong e Suh (2012) e Gosh (2004) destacam a importância do processo de compartilhamento do conhecimento como elemento determinante para a realização da KM.

Lee (2000) também aponta o compartilhamento do conhecimento como um processo fundamental da Gestão do Conhecimento. Para Lee (2000), o processo de compartilhamento de conhecimento entre os indivíduos é a parte mais crítica do conjunto de atividades da KM, pois é um fator fundamental para o compartilhamento das melhores práticas, para a criação do conhecimento e para obter aprendizagem competitiva.

Compartilhar o conhecimento é uma atividade responsável por criar novos valores para o conhecimento já adquirido e também para fomentar inovações e outras novas ideias (MUSTAFA, 2007).

Considerando o conhecimento em sua forma mais básica, ele não é algo que possa ser compartilhado. Conhecimento não é como um material que pode ser dividido ou entregue a alguém que está próximo de você. O conhecimento está ligado ao sujeito (pessoa) que o detém. Por isso, compartilhar o conhecimento exige um ato de reconstrução. Quem recebe a informação construirá um novo conhecimento a partir do conhecimento que já possui. (HEDRIKS, 1999).

Neste sentido, o compartilhamento do conhecimento envolve pelo menos dois sujeitos. Um que transmite o conhecimento e outro que o recebe. Embora em um primeiro momento o compartilhamento do conhecimento pareça distante e complicado de ser realizado, por outro lado, ele parece estar intrínseco às características do próprio ser humano. Tomasello (2003) esclarece esta ideia ao afirmar que os seres humanos se diferem das outras espécies de animais, inclusive de outros primatas, pelo fato de serem capazes de combinar seus recursos cognitivos.

Em se tratando do processo de compartilhamento do conhecimento, Hendriks (1999) informa que a primeira parte envolvida no processo deveria comunicar seu conhecimento ao outro por meio de alguma forma, quer seja por meio atos, gestos,

fala, escrita ou outros meios possíveis. A segunda parte envolvida no processo deveria estar apta para perceber tais expressões de conhecimento e compreendê-las, imitando atos, ouvindo, lendo um livro ou reproduzindo gestos, dependendo da expressão de conhecimento que lhe foi enviada.

Para Tomasello (2003) é esta capacidade de compreensão que permite que os indivíduos se reconheçam e até se imaginem no lugar, “na pele mental”, de outra pessoa e possam, não só aprender do outro, mas também aprender através do outro. Entende-se que é esta condição que permite que o conhecimento seja transmitido de uma pessoa para outra.

Assim como outros aspectos da definição do próprio conhecimento, a definição exata do significado do processo de compartilhamento do conhecimento parece não ser ainda um consenso entre os pesquisadores.

Wang e Noe (2010) apresentam diferentes definições dos conceitos de transferência de conhecimento, compartilhamento de conhecimento e troca de conhecimento. Para Wang e Noe (2010) a transferência de conhecimento envolve o compartilhamento do conhecimento entre fonte e receptor e, na opinião deles, o termo tem sido utilizado mais para descrever o movimento de conhecimento entre diferentes unidades, divisões e organizações do que entre indivíduos.

Kim, Suh e Jun (2011) registram que há várias definições elaboradas pelos pesquisadores para determinar o significado de transferência de conhecimento no ambiente organizacional e apresentam a sua própria definição de transferência de conhecimento como um processo que tem como objetivo reter e recriar conhecimento para um indivíduo ou organização.

Han e Zhong (2006) definem a transferência de conhecimento como um processo específico da KM no qual o conhecimento é transformado ou transmitido e absorvido pelos usuários deste conhecimento.

Para Wang e Noe (2010), no que diz respeito aos termos “troca de conhecimento” e “compartilhamento do conhecimento”, embora o termo “troca de conhecimento” seja mais abrangente e inclua tanto o compartilhamento do conhecimento (quando indivíduos ofertam conhecimento para outros) quanto a procura por conhecimento (quando os indivíduos procuram por conhecimento a

partir dos outros), é comum encontrá-los sendo utilizados pela literatura de maneira intercambiável, na forma de sinônimos.

Já Hooff e Huysman (2009) escrevem que o compartilhamento do conhecimento é mais do que simplesmente transferir conhecimento, pois deve incorporar atividades que permitam criá-lo. Como exemplo prático, Hooff e Huysman (2009) apresentam as comunidades de prática.

Cummings (2004) incorpora em sua definição de compartilhamento de conhecimento a troca de informação e saberes entre os elementos do grupo, considerando tanto o processo de emissão quanto o de recepção do conhecimento. A mesma percepção de existência dos dois processos no conceito de compartilhamento de conhecimento é apresentada nos trabalhos de Hendriks (1999), Lee (2000), Brink (2001), Cross et al (2001), Muller-Prothmann (2007), Mustafa (2007), Lei e Xin (2011). É esta a definição de compartilhamento de conhecimento adotada neste trabalho.

Hendriks (1999) contribui para a compreensão do funcionamento do compartilhamento apresentando uma imagem (Figura 21) para ilustrá-lo. Apesar de ser uma representação simplificada do processo, a ilustração de Hendriks (1999) considera que a origem e o destino do compartilhamento do conhecimento são os próprios indivíduos, atuando como detentores e reconstrutores do conhecimento. Porém, esta atuação está sujeita à existência de barreiras, como por exemplo, as questões de estrutura organizacional e condições cognitivas dos indivíduos.

Figura 21 - Modelo simplificado de compartilhamento do conhecimento
Fonte: Adaptado de Hendriks (1999)

O compartilhamento de conhecimento de um indivíduo para com outro é dependente de fatores como a capacidade de transmissão, a capacidade de absorção e da qualidade da informação transmitida. Sobre estes aspectos, os estudos realizados por Cowan e Jonard (2004), Morone e Taylor (2004), Bo e Sheng-hua (2010) e Honda & Matsuka (2011) ajudam a entender estas variáveis.

Cowan e Jonard (2004) elaboraram um modelo para representar a transferência de conhecimento entre indivíduos em uma rede de pessoas. O modelo matemático por eles desenvolvido representa um diferencial existente sobre um determinado objeto de conhecimento multiplicado por uma variável que representa a capacidade de absorção do conhecimento. Em linhas gerais, o modelo representa que o que um indivíduo saberá, após a transferência do conhecimento, é o que ele já sabia antes da transferência somado a uma parcela que foi absorvida da diferença entre os conhecimentos do emissor e receptor.

O estudo de Morrone e Taylor (2004) também utilizou um modelo onde são representadas três variáveis: a média de educação dos agentes (conhecimento que o indivíduo possuía antes da transferência), a capacidade de absorção do conhecimento e o grau de conectividade do indivíduo com a rede de pessoas da qual ele participa para obter conhecimento.

O modelo utilizado por Bo e Shen-hua (2010), a exemplo dos modelos anteriores também considera o estado de conhecimento inicial antes da transferência e a capacidade de absorção do conhecimento. Porém Bo e Shen-hua (2010) acrescentam uma variável para representar a capacidade de transmissão do conhecimento. A proposta desta variável está relacionada com a capacidade com que o emissor expressa suas formas de transmissão de conhecimento para serem melhor interpretadas pelos receptores.

Honda e Matsuka (2011) focaram seu estudo na questão da qualidade da informação transmitida. Para eles, uma informação transmitida pode assumir a condição de correta ou incorreta. Assim, ainda que a transferência seja bem sucedida, se a informação for incorreta, o receptor poderá adquirir um conhecimento errado.

De acord com Brink (2001) existem três grande fatores que impactam a questão do compartilhamento do conhecimento no âmbito organizacional: as condições sociais, as condições organizacionais e as condições tecnológicas.

No fator condições sociais relacionam-se os motivos que levam as pessoas a serem o que elas são, suas possibilidades de habilidade e os papéis que um indivíduo é capaz de desempenhar na organização. Neste fator estão inclusas as questões motivacionais, valores, atitudes, emoções e habilidades.

As condições referentes aos fatores organizacionais estão ligadas á estratégia, estrutura, sistemas e valores compartilhados. Estes fatores, dependendo da visão da organização, podem existir como facilitadores ou como dificuldades (barreiras) para o compartilhamento do conhecimento.

O terceiro fator considera que o papel dos fatores tecnológicos é atuar como facilitador do compartilhamento do conhecimento à medida que facilitam o contato entre as pessoas. Os exemplos desta condição residem nos repositório de conhecimento e plataformas de colaboração.

Conforme declarado por Lee (2000) o compartilhamento do conhecimento é importante para compartilhar as melhores práticas, criar novo conhecimento e obter aprendizagem compartilhada por meio de um processo de comunicação que está baseado principalmente no processo tácito-tácito de conversão do conhecimento, mas que não descarta as possibilidades de conversão tácito - explícito e explícito – tácito.

Embora discussões mais aprofundadas sobre as questões das variáveis que envolvem o processo de compartilhamento de conhecimento, no que diz respeito à capacidade cognitiva dos indivíduos, capacidade de absorção, transmissão de conhecimento, ambiente organizacional e outras formas de barreiras estejam fora do escopo deste trabalho, é importante notar que esse processo só é possível em função do relacionamento entre as pessoas.

3.5 - Métricas de Compartilhamento do Conhecimento

Lee (2000) comenta sobre a necessidade de se encontrar maneiras de demonstrar resultados quando se trata da Gestão do Conhecimento, completando

que o mecanismo mais utilizado é a evidenciação por meio de entrevistas e que este tipo de obtenção de medidas provavelmente não é suficiente para sustentar as práticas de gestão para o conhecimento, sendo necessárias métricas mais detalhadas. Em função disso, um de seus estudos foi focado em como medir níveis de compartilhamento de conhecimento.

A perspectiva do uso de métricas é importante pois determina condições de análise de resultados, tais como capital investido, e melhorias de processos. No próprio ambiente da Gestão do Conhecimento, CEN (2004) menciona que se não é possível medir, não é possível gerenciar.

No contexto deste trabalho tornou-se importante investigar métricas de análise do conhecimento em função dos próprios procedimentos metodológicos que foram relacionados à descrição de métricas.

A seguir são apresentadas algumas possibilidades de métricas para compartilhamento do conhecimento.

Brink (2001) apresenta um modelo para medir as condições de compartilhamento de conhecimento. No modelo de Brink (2001), o nível de facilidade para compartilhamento do conhecimento é determinado em função das condições para que isto aconteça, como por exemplo: confiança, diálogo, estrutura organizacional, repositório de conhecimento, plataforma colaborativa e comunidades.

No modelo de Brink (2001) os resultados variam de acordo com as condições organizacionais, pois a proposta do modelo é determinar as condições que a organização oferece para que o compartilhamento do conhecimento ocorra.

Vestal (2002) apresenta o ROI (Return On Investment) como uma proposta de medida para os projetos de KM, mas alerta que, para muitas companhias, é necessário utilizar também o relato de casos do uso do conhecimento aliado ao ROI, pois nem sempre este é uma medida que é fácil de ser calculada no caso da KM e além disso, pode não retratar todas as variáveis que sofreram impacto com a KM.

Hofer-Alfeis (2003) mostra outro modelo para determinar medidas para a KM. Neste modelo são utilizadas quatro tipos de medidas: valor e estado do conhecimento e valor e estado da Gestão do Conhecimento. O modelo, derivado de um guia de Gestão do Conhecimento elaborado pela empresa Siemens, representa

um direcionamento para determinar medidas para organizações que já possuem estratégias de KM definidas.

Han e Zhong (2006) apresentam outro modelo baseando-se em dimensões dos processos da KM. Eles estabelecem dimensões para os processos de criação, organização, transferência e aplicação do conhecimento. Por exemplo, o processo de criação do conhecimento englobaria as dimensões de socialização, externalização, combinação e internalização. Em seguida, cada um dos processos e dimensões foi correlacionado e lhes foram atribuídas medidas. Para este modelo a existência ou não de parte dos processos na organização podem gerar diferentes resultados.

No que diz respeito especificamente a métricas para o processo de compartilhamento do conhecimento, Lee (2000) argumenta que praticamente todas as métricas estão direcionadas para a eficácia da conversão do conhecimento tácito para explícito ou explícito para tácito. O Quadro 5 apresenta, de acordo com Lee (2000), as métricas normalmente utilizadas.

Processo de conversão do conhecimento tácito para explícito	Processo de conversão do conhecimento Explícito para Tácito
Número de documentos compartilhados	Número de visitas no repositório de documentos
Número de sugestões de melhorias apresentadas	Assinaturas de revistas
Número de patentes publicadas	Comparecimentos aos grupos de apresentações
Número de apresentações realizadas	Tamanho da base de dados de discussões

Quadro 5 - Métricas de conversão do conhecimento Explícito – Tácito
Fonte: Adaptado de Lee (2000)

Lee (2000) explica que as métricas para o compartilhamento do conhecimento podem ser derivadas da Análise de Redes Sociais. Métricas quantitativas são derivadas a partir da intensidade e densidade do compartilhamento do conhecimento, bem como de características como o “intra” e “inter” compartilhamento de conhecimento entre unidades de negócio. A partir disso, Lee (2000) elaborou uma proposta com indicadores para o compartilhamento do conhecimento baseando-se em valores extraídos da própria ARS.

Considerando que este trabalho está também alicerçado sobre os conceitos de Redes Sociais, as propostas de métricas apresentadas por Lee (2000) (Quadro

6) foram escolhidas para contribuir na obtenção das métricas que auxiliaram a nortear as análises deste estudo.

Outros fatores que influenciaram a escolha das propostas de Lee (2000) para este trabalho foram os fatos de que:

- como as medidas são extraídas dos próprios valores gerados pela estrutura de rede e relacionamentos entre os indivíduos, variáveis como a estrutura organizacional, por exemplo, não tem impacto direto nos resultados;
- conforme indicação de Lee (2000), caso seja necessário, novos indicadores podem ser elaborados a partir da estrutura básica da análise de redes sociais.

A Figura 22 ilustra o processo de Gestão do Conhecimento, a partir de uma perspectiva geral (macro-visão), apresentada por Lee (2000). Os indivíduos são elementos das entradas (inputs) de um processo que pode ser acompanhado pelas métricas. As saídas (outputs) do processo de conhecimento influenciam os resultados organizacionais.

Figura 22 – Processo de Gestão do Conhecimento
Fonte: adaptado de Lee (2000)

Lee (2000) apresenta uma descrição (vide Quadro 6) sobre as métricas utilizadas como indicadores do compartilhamento de conhecimento no contexto da ARS.

Métrica de Compartilhamento de Conhecimento	Interpretação
1 – Número de <i>links</i> por indivíduo	Quantidade de contatos para compartilhamentos
2 – Frequência de busca por aconselhamento	Intensidade dos contatos de partilha de conhecimento

Métrica de Compartilhamento de Conhecimento	Interpretação
3 – Indivíduos com maior número de nomeações por seus pares	Identifica os verdadeiros especialistas.
4 – Proporção de <i>links</i> internos para externos	Como olhar para dentro ou para fora da unidade avaliada
5 – Proporção de total de contatos recebidos (indegree)	Quão procurado é o conhecimento desta unidade de negócios
6 – Proporção do total de contatos enviados (outdegree)	Que unidades de negócio mais procuram ajuda

Quadro 6 - Métricas de compartilhamento de conhecimento
Fonte: Lee (2000, p. 15)

De acordo com Lee (2000) as três primeiras métricas do Quadro 6 indicam a intensidade da ocorrência do compartilhamento, enquanto as outras três são indicadores da forma como o compartilhamento acontece (a natureza do compartilhamento).

A quantidade de interações realizadas na rede, está diretamente relacionada com o grau de compartilhamento do conhecimento. Em um ambiente organizacional isto poderia incluir encontros de negócios, seminários e conferências, bem como eventos sociais. Dessa maneira, medir as interações sociais pode oferecer condições de se medir o grau de compartilhamento de conhecimento tácito para tácito que está ocorrendo em uma organização (LEE, 2000).

Lee (2000) considera que, por definição, o conhecimento tácito não pode ser medido diretamente, porém o processo de compartilhamento do conhecimento é um processo social e portanto, é na área da ciência social que se deve procurar auxílio para melhor compreendê-lo. Daí as condições para o uso das métricas da ARS.

Lee (2000) comenta ainda que, uma vez armazenadas as medidas iniciais oferecidas pela ARS, outros indicadores podem ser criados, de acordo com necessidades específicas.

3.6 – Incentivos ao Compartilhamento do Conhecimento

Semar (2004), Andriessen (2006) e Lam e Ford (2009) comentam sobre a existência de dois tipos de motivação ao compartilhamento do conhecimento. O primeiro, chamado de motivação extrínseca está relacionado ao fato dos indivíduos satisfazerem suas necessidades indiretamente como, por exemplo, com dinheiro ou

promoções. O outro tipo diz respeito à motivação intrínseca e está relacionado com aquilo que dá satisfação imediata ao indivíduo em função de sua própria valorização para aquilo que está sendo realizado. Sob esta perspectiva, a motivação intrínseca se mostra “autossustentável” pois tem seu ciclo concentrado no próprio indivíduo (LAM e FORD, 2009).

Para Andriessen (2006) a motivação intrínseca pode ser percebida quando o indivíduo tem satisfação em fazer alguma coisa sem ter atrelado a isso o fato de que será pago para fazê-lo.

São basicamente as perspectivas da motivação intrínseca e extrínseca que norteiam as questões sobre motivação e incentivo. Ghosh (2004) classifica os incentivos tradicionalmente utilizados da seguinte maneira:

- Recompensa por performance individual: são atribuídos benefícios exclusivamente ao indivíduo que cumpriu as condições previamente especificadas;
- Recompensa por performance em equipe: benefícios são atribuídos à todos os membros de determinada equipe de trabalho.

Ghosh (2004) comenta ainda sobre as dificuldades de se implantar sistemas de incentivos que atinjam adequações satisfatórias no ambiente de compartilhamento de conhecimento pois nessa área são necessários incentivos direcionadas tanto para a motivação intrínseca quando extrínseca.

As perspectivas motivacionais para indivíduos e grupos são assunto amplo e diretamente ligado às questões de compreensão do ser humano. Oye, Mazleena e Noorminshah (2011) destacam que, embora haja um direcionamento de que a motivação passa por uma perspectiva de que os indivíduos fazem cálculos lógicos baseando-se em expectativas financeiras, quando se trata de compartilhar conhecimento isso nem sempre pode ser aplicado, pois envolve a questão de se conceber o “saber” como critério de concessão de poder aquele que o detém.

3.7 –Compartilhamento do Conhecimento em Ambiente *Web*

A respeito do posicionamento do uso ambiente *web* frente ao modelo SECI (Figura 19), Panari, Watson e Partridge (2013) explicam que existem duas correntes

com visões diferentes sobre o assunto. A primeira adota a visão do conhecimento apenas em duas categorias: absolutamente tácito ou absolutamente explícito. Para os participantes desta corrente, o conhecimento tácito é estritamente pessoal, tornando-se impossível de ser compartilhado, não só pelo uso de tecnologia, mas inclusive por meio do uso da linguagem.

Sob esta visão, esse tipo de conhecimento só pode ser adquirido por meio de experiências pessoais sendo compartilhado apenas na forma de conhecimento tácito, sem sequer ser convertido para explícito. A observação e a participação conjuntas de atividades são exemplos de como este tipo de conhecimento pode ser compartilhado. Esta corrente exclui a possibilidade do uso do ambiente web para compartilhar o conhecimento tácito (JONANNENSEN, OLAISEN e OLSEN, 2001).

Uma segunda corrente de pensamento admite o uso da tecnologia no auxílio do compartilhamento de conhecimento tácito, embora considere que ele não seja tão rico como seria em um relacionamento face-a-face. Para esta corrente, o conhecimento tácito teria características de uma variável contínua e poderia ser observado em diferentes graus. No que tange ao modelo SECI, essa corrente aceita o apoio da tecnologia nos processos de conversão do conhecimento tácito - tácito (socialização), tácito – explícito (externalização) e explícito – tácito (internalização). Esta aceitação permite conceber a existência dos processos de conversão do conhecimento em um ambiente apoiado pela tecnologia, a exemplo do que acontece no ambiente web (MCDEMORT, 1999; MARWIK, 2001; LOPEZ-NICOLAS e SOTO-ACOSTA, 2010).

Este trabalho está em acordo com a concepção da possibilidade da conversão do conhecimento suportados pela tecnologia. Neste contexto, considera que, com as possibilidades de comunicação oferecidas pelas tecnologias relacionadas ao uso da internet, ampliaram-se o número de aplicativos que permitem a interação entre as pessoas. Quer seja por meio de vídeo, voz ou texto, em tempo real ou no formato de comunicação assíncrona, pode-se estabelecer contato com outras pessoas, deixar mensagens, distribuir conteúdo e compartilhar conhecimento.

Paroutis e Saleh (2009); Hosseini e Hashempour (2012); Panahi, Watson e Partridge (2013) apresentam estudos voltados ao uso de aplicativos em ambiente

web para apoio ao processo de compartilhamento do conhecimento no contexto da chamada “web 2.0”.

O'Reilly (2005) faz referência ao termo “web 2.0” a partir da constatação de aplicativos baseados em ambiente *web* que passaram a apresentar características que os diferenciavam do que teria sido a “primeira geração” de aplicativos para *web*.

Para Anderson (2007) que indica O'Reilly (2005) como o criador do termo “web 2.0”, a principal característica desta segunda geração de aplicativos é o fato de que as pessoas puderam sair da condição de simplesmente consumidores de conteúdo e passaram também a contribuir com a edição e distribuição deste conteúdo.

Aplicativos como *blogs*, *wikis*, compartilhamento de vídeo e sites de redes sociais contribuem para um ambiente web mais socialmente conectado no qual o termo *web 2.0* tem a proposta de expressar o conjunto de ideias e tecnologias que representam esse contexto (ANDERSON, 2007).

Baseado nas definições de O'Reilly (2005) e Anderson (2007) são apresentadas a seguir, breves descrições sobre os principais aplicativos do ambiente *web 2.0*:

- **Blog:** baseia-se em páginas *web* que contém opiniões, informação de contexto geral ou pessoal. Novas entradas de informação no *blog* recebem o nome de “*posts*” que são apresentados em ordem cronológica do mais atual para o mais antigo. Para Chatit *et. al* (2007) os *blogs* suportam o compartilhamento de conhecimento porque são capazes de permitir que as pessoas tenham espaço para discutir, expressar seus pensamentos, capturar e compartilhar seu conhecimento pessoal.
- **Wiki:** consiste em uma página ou mesmo um conjunto de páginas *web* que podem ser editadas por todos aqueles que possuem permissão para isso. Conforme Chatit *et. al* (2007) elas são um exemplo de construção de inteligência coletiva.
- **Sites de Redes Sociais:** oferecem suporte à realização de discussões com todos os participantes e possibilidade de mensagens instantâneas privadas, além da possibilidade de compartilhamento de *links* e fotos.

Para Hildrum (2009) os sites de redes sociais são adequados para o compartilhamento do conhecimento, principalmente se utilizados por comunidades de prática.

- **Ferramentas multimídia:** direcionados para facilitar a armazenagem e o compartilhamento de som e imagem (*podcasts e vodcasts*). Na visão de Chatiti *et.al.* (2007) essas ferramentas são particularmente importantes para demonstrar conhecimento técnico e transferência de conhecimento que não são tão simples de serem expressados por meio da verbalização ou outro tipo de documentação.

Este capítulo tratou dos temas ligados ao compartilhamento e gestão do conhecimento. Os capítulos seguintes abordam assuntos relacionados com a metodologia, categorias de análise dos dados e desenvolvimento do trabalho.

4 – PROCEDIMENTO METODOLÓGICO E COLETA DE DADOS

Neste capítulo são apresentadas as classificações metodológicas para este estudo, assim como os procedimentos utilizados para a realização da coleta de dados.

4.1 - Classificação metodológica

De acordo com Oliveira (2001) este estudo está classificado entre as chamadas pesquisas aplicadas, pois a partir de uma teoria mais ampla e definição de determinado objetivo, procura fazer a aplicação dessa teoria às possíveis necessidades existentes.

Baseado em seu objetivo, este estudo foi classificado como uma “pesquisa descritiva” uma vez que, conforme afirma GIL (2009,p.42) estão inclusas nas pesquisas descritivas aquelas que indicam relações entre variáveis como a “*relação entre preferência político-partidária e nível de rendimento ou escolaridade*”. Similarmente neste trabalho, relacionam-se as ações para o processo de compartilhamento do conhecimento e as métricas da ARS.

Conforme o que é apresentado por Gil (2009) a respeito das técnicas metodológicas para pesquisas descritivas, a realização deste estudo baseou-se nas técnicas de “Levantamento” caracterizado pela observação dos dados para descrever o sujeito ou seu relacionamento.

A definição destas características da pesquisa direcionou este estudo para uma abordagem quantitativa, pois conforme definido por Oliveira (2001), esta abordagem significa quantificar dados, mesmo que por meio de técnicas mais simples, como percentagem ou média.

Oliveira (2001) também comenta sobre a coerência da utilização da abordagem quantitativa quando se trata de estudos descritivos investigando relacionamentos de variáveis e relações de causalidade.

Por outro lado, a necessidade da descrição das métricas da ARS no contexto do compartilhamento do conhecimento impuseram a este trabalho condições de pesquisa qualitativa. Assim, este estudo apresentou critérios para ser classificado como uma pesquisa quantitativa e qualitativa (qualiquantitativa).

Entende-se ainda que indicações encontradas na literatura, tais como a de Watts (1999) sobre a *“necessidade de se estudar os efeitos da estrutura de redes em processos que são dinâmicos e não-lineares, pois processos com estas características ainda permanecem inexplorados”*, além das indicações de pouca literatura relacionada à aplicação da ARS em redes com poucos elementos, concedeu a este estudo características de pesquisa exploratória.

4.2 - Coleta de dados

A coleta de dados foi realizada durante o primeiro semestre letivo do ano de 2013 e o universo desta coleta foram os alunos de uma disciplina do curso de Engenharia de Produção da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP).

Inicialmente os alunos foram organizados em cinco grupos que foram assim distribuídos:

- Engenharia das Coisas Grandes: estudos relacionados ao uso da engenharia para construção de megamáquinas ou megaconstruções;
- Engenharia das Coisas Pequenas: estudos relacionados à área da nanotecnologia e suas implicações para a engenharia;
- Engenharia Sustentável: implicações das questões da sustentabilidade à aplicação da engenharia;
- Engenharia do Conforto e bem-estar: relacionamento das questões de incorporação destes conceitos à aplicação da engenharia.
- Engenharia das coisas intangíveis: estudo de reflexos da engenharia em fenômenos como, por exemplo, o produto interno bruto.

Além destes cinco grupos, fez parte do ambiente da disciplina outro grupo composto pelo próprio professor da disciplina e mais três tutores que eram membros do grupo de pesquisa coordenado pelo professor.

O fato dos grupos estarem ligados ao estudo de assuntos específicos relacionados à área da engenharia permitiu a existência de núcleos temáticos dentro da disciplina. Esta característica foi importante para se estabelecer uma análise em função dos subgrupos existentes na rede, uma vez que cada um destes grupos teve como tarefa pesquisar e compartilhar conhecimentos sobre uma área específica.

Os estudos encontrados durante a revisão bibliográfica para a realização deste trabalho como, por exemplo, Lee (2000) e Müller-Prothmann (2007), basearam-se no uso de questionários direcionados aos elementos que compunham as redes. Porém, como nesta pesquisa se intencionou identificar a situação da rede ao longo do tempo, isto exigiria a aplicação do mesmo questionário aos mesmos elementos por diversas vezes. Em função disso, surgiu a preocupação com a perda da veracidade das respostas, já que a tarefa de preencher os questionários poderia tornar-se tediosa e os respondentes poderiam recorrer ao mesmo padrão de resposta dos questionários anteriores, causando dificuldades na obtenção da situação real da rede.

Em resposta à esta possível situação, a coleta de dados foi realizada com base nos relacionamentos dos indivíduos no ambiente do Facebook®. Esta proposta permitiu que os dados fossem coletados em intervalos menores de tempo (semanalmente) sem a necessidade de envio de vários questionários aos elementos da rede.

É importante lembrar que, conforme apresentado no Capítulo 3, o Facebook®, um site para redes sociais, faz parte do ambiente de compartilhamento de conhecimento na chamada *web 2.0*. Além disso, ele representa também a atuação da tecnologia como elemento facilitador do contato entre as pessoas.

Com o objetivo de apoiar as atividades didáticas da disciplina e também a coleta de dados, foi criado no ambiente do Facebook® uma “Página de Grupo” (*Facebook Group*) .

A “Página de Grupo” não é a única opção de interação oferecida pelo Facebook®, que oferece também a criação da “*Fan Page*”. Porém a primeira opção foi considerada a ferramenta mais adequada no contexto de apoio às atividades da disciplina por oferecer a possibilidade de ser restrita aos membros do grupo, bem como a visualização de postagens e participação nas discussões, além do

compartilhamento de informações no formato de texto, vídeo, fotos e endereços eletrônicos. Vanderbilt (2013) oferece uma comparação entre as características da “*Fan Page*” e da “*Página de Grupo*”. O Quadro 7 apresenta esta comparação e pode-se perceber que as características da “*Página de Grupo*” ao não permitir que qualquer usuário possa colocar comentários e estar visível somente para membros autorizados do grupo favorece um ambiente mais restrito ao membros e assuntos que serão ali discutidos.

Características	<i>Fan Page</i>	<i>Group</i>
Permite URL distintas	Sim	Não
Indexado em ferramentas de buscas (ex: Google)	Sim	Não
Administrador tem acesso à estatísticas	Sim	Não
Ferramentas de discussão e “fóruns”	Sim	Sim
Possibilidade de ser divulgada em outras Fan Pages	Sim	Sim
Possibilidade de criar eventos e convites	Sim	Sim
Permite alimentação de postagens por meio do Twiter ou Blogs	Sim	Não
Visível para usuários não registrados	Sim	Não
Qualquer usuário pode deixar comentários e “likes”	Sim	Não
Permite enviar email em massa para os membros	Não	Sim
Informações postadas na página principal aparecem também nas páginas individuais dos usuários	Sim	Não
A informação pessoal do administrador não é exibida	Sim	Não

Quadro 7 - Características: Fan Page e Group
Fonte: Adaptado de Vanderbilt (2013)

Também foram estabelecidas regras para que os estudantes registrassem suas participações. Essas regras foram definidas no primeiro encontro (primeira aula) e tiveram como objetivo ampliar a garantia de que o ambiente criado no Facebook© pudesse representar o compartilhamento do conhecimento. Não houve indução ou obrigatoriedade de participação e as regras consistiram dos seguintes itens:

- 1 – Cada elemento do grupo deveria postar, por semana, pelo menos um artigo ou notícia (*post*) sobre o assunto pesquisado pelo seu grupo;
- 2 – Cada elemento do grupos deveria comentar os *posts* do grupo ao qual pertence;
- 3 – Os comentários deveriam ser feitos de maneira a fomentar a discussão e a ampliar o conhecimento sobre o artigo ou notícia apresentado;

4 – Seria permitida a ação de “curtir” (conhecida como “*Like*”) desde que a leitura do artigo, comentário ou notícia (*post*) tivesse algum significado de “acréscimo” de conhecimento para o usuário que registrou o “*Like*”.

A quantidade de conhecimento compartilhado é apoiada pela existência da primeira regra, enquanto a segunda regra preocupa-se em apoiar o relacionamento entre os elementos do grupo. As duas regras tem implicações primeiramente no grupo do qual o elemento faz parte e depois no grupo como um todo.

As regras três e quatro serviram como uma forma de controle, permitindo que as ações dos elementos dos grupos não fossem simplesmente feitas ao acaso ou por consideração particular à um determinado colega, mas respeitando a proposta de compartilhamento de conhecimento.

A partir do ambiente do Facebook® e das regras de sua utilização, foi possível se estabelecer os critérios que determinaram a existência de um conexão (*link*) entre os elementos da rede no relacionamento de compartilhamento de conhecimento.

4.3 – Critérios para formação de *Links*

Para a determinação da existência de um *link* entre dois *nodes*, foi considerado que, ao colocar um *Post* na “Página do Grupo”, isto significaria uma oferta de informação. No contexto estabelecido, um *Post* representa uma notícia ou artigo sobre um dos assuntos em pauta para os grupos.

Ainda conforme as regras determinadas (regra 4), um *Post* só deveria ser comentado ou receber um registro de “*Like*” se tivesse algum valor à acrescentar para o conhecimento de quem o fizesse. Assim, ao receber um comentário ou um *Like*, o *Post* passa a ter um destinatário para a informação e define-se o surgimento de um *link* entre os *nodes*, cuja origem é o *node* que fez a postagem no grupo e o destino é o elemento que registrou o comentário ou o *Like*.

Existe ainda outra possibilidade de *link*. Um comentário realizado sobre um *Post* também pode acrescentar valor de conhecimento para outro elemento, que neste caso, poderia se manifestar adicionando um *Like* para o comentário. Ao fazer

isso, estabelece-se um *link* que teve como origem, não um *Post*, mas um comentário que pode ou não ter tido como origem o mesmo usuário do *Post* e que teve como destino o usuário que registrou o *Like*.

A Figura 23 ilustra as possibilidades de origem e destino dos *links* que formaram os vínculos entre os elementos da rede, demonstrando também que um único ponto de origem pode ter diferentes pontos de destino, quer seja quando a origem se trata de um *Post*, quer seja quando a origem é um comentário. A possibilidade de uma única origem ter vários destinos é definida na Figura 23 com a indicação do número 1 (um) e da letra N, configurando um relacionamento do tipo “1 para N”, significando que uma única origem pode ter “N” destinatários.

Figura 23 – Formas de vínculo (*Links*) entre os *nodes* da rede

Esta estrutura de formação de *links* permite que se identifique quem será o emissor e quem será o receptor, dando suporte à criação de *links* com um direcionamento, que consequentemente farão surgir uma rede direcionada.

Uma vez que o *link* tenha se estabelecido entre dois indivíduos na rede, os novos compartilhamentos entre estes mesmos indivíduos serão entendidos como pesos atribuídos aos *links* formados. Dessa maneira, os pesos dos *links* passam a representar a frequência com que os compartilhamentos são realizados entre dois *nodes* da rede.

Assim, a estrutura proposta para a formação de links bem como a atribuição de pesos a estes links, permite identificar a rede estudada, conforme as definições apresentadas no Capítulo 1, como uma rede direcionada e com pesos.

No que diz respeito ao modelo SECI (Figura 19), ao considerar um *post* como origem do processo de compartilhamento, percebe-se duas possibilidades. A primeira é quando o conteúdo da postagem faz referência a uma experiência individual ou um sentimento sobre determinado assunto (conhecimento tácito). Ao mesmo tempo, ao ser transformado em texto, ocorre a transformação do conhecimento tácito em explícito. A segunda possibilidade ocorre quando o *post* faz referência a um documento formal, como um manual ou um artigo científico (conhecimento explícito). Nas duas possibilidades aquele que atua como receptor no processo poderá absorver novo conhecimento. Em função disso, entende-se que este estudo está, conforme descrito por Mcdemort (1999), Marwik (2001) e Lopez-nicolas e Soto-acosta (2010), relacionado com os processos de socialização (tácito – tácito), a externalização (tácito – explícito) e a internalização (explícito – tácito) ocorrendo em um ambiente *web*.

Os critérios de formação do *links* e o uso da tecnologia para auxiliar o contato entre as pessoas foram elaborados em conformidade com as definições dos conceitos de redes e descrição do processo de compartilhamento de conhecimento adotadas para este estudo e descritas pela literatura apresentada nos Capítulos 1, 2 e 3.

Vale ressaltar ainda que, conforme descrito no Capítulo 3, o processo de compartilhamento de conhecimento acontece quando uma primeira parte envolvida (origem do *link*) comunica seu conhecimento ao outro (destino do *link*) de alguma forma. No caso deste estudo, a forma de envio dessa comunicação (mensagem, informação) são os recursos oferecidos pelo aplicativo (Facebook®), tais como, texto, foto ou vídeo. Isto é importante para esclarecer que os objetivos deste trabalho estão direcionados para a identificação de oportunidades para o compartilhamento de conhecimento na rede, baseando-se nas métricas da ARS. Não é foco deste estudo identificar as questões voltadas para a aprendizagem ou para o conhecimento adquirido pelos participantes da rede. Para isso entende-se que seriam necessários outros mecanismos de identificação e avaliação da condição dos indivíduos após o processo de compartilhamento.

4.3 – Captura e armazenagem dos dados

Nos primeiros dias a coleta de dados foi realizada por meio da observação da própria página do Grupo da Disciplina no Facebook© e a verificação da formação dos *links* era registrada em uma planilha eletrônica. Porém esta operação se mostrou lenta e de difícil realização em função do tempo necessário para fazer o registro e da necessidade da constante reavaliação da existência de novos vínculos para os *Posts* já existentes.

Buscas na documentação sobre o Facebook© indicaram uma forma de obtenção de dados por meio de uma API (*Application Programming Interface*), chamada GraphAPI, disponibilizada pelo próprio Facebook© e que proporciona a possibilidade de coleta de dados diretamente do Banco de Dados do Facebook©. Deu-se início então ao desenvolvimento de um aplicativo para auxiliar na captura dos dados.

Para desenvolver um aplicativo deste tipo, primeiramente foi necessário fazer um cadastro como desenvolvedor de ferramentas para o Facebook©. O cadastro foi feito por meio do endereço eletrônico <https://developers.facebook.com/>. Em seguida, foi realizada a inscrição do aplicativo. Cada desenvolvedor pode ter vários aplicativos.

Existem diferentes tipos de aplicativos que podem ser criados, como por exemplo, aplicativo para dispositivos móveis (celulares, *tablets* ou *smarphones*), desenvolvidos por meio de ambiente web (*web pages*) ou mesmo aplicativos que funcionam dentro do próprio ambiente do Facebook©. No desenvolvimento deste trabalho optou-se pela utilização do tipo de aplicativo baseado em ambiente *web* em função da familiaridade do autor com uma das linguagens de programação possíveis para o desenvolvimento.

Para hospedar o código do aplicativo no ambiente web, este trabalho utilizou um domínio web de propriedade do próprio autor, o www.ronaldo.pro.br. Maiores detalhes sobre a linguagem de programação utilizada e o funcionamento do aplicativo serão apresentadas nos parágrafos seguintes e o código fonte do aplicativo (*script*) pode ser consultado no Apêndice A.

A Figura 24 ilustra o ambiente de cadastro do aplicativos para o Facebook®, com destaque para as informações referentes à denominação do aplicativo, domínio *web* onde o aplicativo será hospedado e indicações do tipo de aplicativo.

Figura 24 – Ambiente de cadastro de aplicativos do Facebook

Ao realizar o cadastro do aplicativo é atribuído a ele um código de identificação (*App ID*) e uma chave de acesso (*App Secret*). São estas informações que permitem que o aplicativo acesse os dados oferecidos pelo Facebook® por meio de um processo similar ao de qualquer outro usuário, que também precisa fornecer uma identificação e possuir uma senha de acesso. Além disso, destaca-se o fato de que o aplicativo não tem acesso às informações de maneira indiscriminada, pois ao tentar acessá-las pela primeira vez, é solicitado ao usuário que informe quais as permissões de acesso às informações que o aplicativo terá. Dentre as permissões pode-se, por exemplo, permitir que o aplicativo tenha acesso aos nomes dos usuários do grupo, informações públicas dos usuários e endereço de *e-mail*.

No caso deste trabalho, o aplicativo não poderia coletar qualquer informação que o próprio autor não teria acesso consultando a própria página do Grupo no Facebook®, na condição de membro do grupo.

Na Figura 25 é possível conferir as diferentes opções de permissão que podem ser negadas ou permitidas ao aplicativo. Uma opção desmarcada equivale a uma proibição de acesso a informação.

Figura 25 - Permissões de acesso às informações

Uma vez que o aplicativo foi cadastrado, passou-se ao desenvolvimento de uma interface que pudesse representar as necessidades de obtenção dos dados para a pesquisa. A partir dos dados enviados por meio de uma interface construída em HTML (*Hyper Text Markup Language*), para cada período pesquisado foi realizada uma consulta limitando os dados obtidos ao início e término do período. A Figura 26 ilustra a interface construída. Os parâmetros utilizados na consulta consistiram de uma data inicial, uma data final e o Grupo no Facebook® do qual se desejou obter informações.

Figura 26 – Interface para envio de parâmetros de consulta ao Facebook

Embora a linguagem HTML tenha proporcionado a construção da interface, somente ela não é suficiente para tratar os dados e realizar a comunicação com a Graph API do Facebook. As ações realizadas pelo aplicativo dependem de instruções definidas por meio de uma linguagem de programação. No caso do

aplicativo desenvolvido para este trabalho, a linguagem escolhida foi o PHP (*Hypertext Preprocessor*).

Costa (2007) explica que originalmente a sigla PHP significava *Personal Home Page Tools*, porém devido à expansão de sua aplicabilidade e aprimoramento ao longo do tempo (a primeira versão é de 1994), a linguagem passou a ser utilizada de forma mais ampla e a sigla passou a significar *Hypertext Preprocessor*.

Bruno, Estorzi e Batista Neto (2010, p. 27) esclarecem que as linguagens de programação que possuem características direcionadas para o ambiente *web*, como o PHP, devem ser capazes de receber e enviar dados que sejam passíveis de serem interpretados por um navegador .

A escolha da linguagem PHP se deu, tecnicamente, em função do tipo do aplicativo (aplicativo para *web*) e da existência de uma biblioteca de funções em PHP que facilitaram o acesso aos dados oferecidos pelo Facebook©.

Informações sobre as formas de acesso aos dados disponibilizados pelo Facebook© podem ser obtidas por meio de material disponibilizado para desenvolvedores. As informações sobre linguagens e ferramentas para auxiliar processo de desenvolvimento de aplicativos foram obtidas em <https://developers.facebook.com/docs/reference/php/>.

No caso do PHP, identificou-se a existência de um conjunto de funções que facilitam o desenvolvimento de aplicativos para Facebook escritos nesta linguagem. Esse conjunto de funções possui algumas rotinas pré-programadas para a passagem de parâmetros de autenticação de usuário, bem como o envio e retorno de dados. Essa ferramenta recebeu o nome de Facebook SDK (*Software Development Kit*) para PHP. A distribuição é feita sob a condição de software livre, o que permite efetuar seu *download* e utilizá-la no desenvolvimento de novos aplicativos sem a necessidade de pagamento de licenças de uso.

O uso dos recursos do SDK para PHP foi importante porque diminuiu o tempo necessário para acesso aos dados do Facebook. Na prática, a API disponibilizada pelo Facebook© (*Graph API*) possui suas próprias regras de consulta, envio e recepção de dados e o SDK para PHP proporciona acesso às funções da *Graph API* por meio de comandos escritos em PHP.

A linguagem PHP aliada à *Graph API* permitiu a consulta e retorno dos dados pesquisados na forma de arquivo texto. Os arquivos de retorno de dados continham os dados separados por vírgulas. Cada vírgula significa a identificação de um campo de informação diferente. Dessa maneira, as vírgulas funcionam como delimitadoras de colunas, a exemplo do que acontece em uma planilha eletrônica, na qual cada coluna contém informações referentes a um critério específico e cada linha está relacionada a um determinado item. Esse formato de arquivo é conhecido como CSV (*Comma Separated Value*) e foi escolhido por ser o formato de arquivo padrão a ser importado pelo software Gephi, utilizado para a construção dos grafos e cálculo de algumas das medidas de rede utilizadas na análise dos dados. Exemplos dos arquivos de retorno dos dados podem ser consultados nos Apêndices B e C.

A Figura 27 ilustra o processo de captura dos dados. Primeiramente se faz acesso ao ambiente *web* onde estão os códigos desenvolvidos nas linguagens HTML e PHP. Em seguida é enviada uma requisição de dados à *Graph API* que faz acesso aos dados e recebe o retorno de dados respeitando os critérios da consulta. Estas informações são novamente tratadas pelo PHP para criar os arquivos em formato texto que foram trazidos para um computador local para dar continuidade à análise dos dados.

Figura 27 - Processo de obtenção dos dados do Facebook

As rotinas escritas em PHP precisaram realizar uma série de etapas para obter os dados. Para cada período pesquisado foi realizada uma consulta limitando os dados obtidos ao início e término do período. Além das datas limitando os dados obtidos ao início e término do período, foi necessário identificar as permissões de acesso do aplicativo aos dados, coletar informações sobre os nomes dos usuários

do grupo e gerar um arquivo o texto de retorno das informações dos usuários. Em seguida o algoritmo em PHP identificava quais eram os *Posts*, *Likes* e Comentários ocorridos no grupo naquele determinado período para que, a partir destas informações, pudesse gerar um outro arquivo texto com os dados de qual foi o usuário (*node*) de origem e qual o usuário (*node*) de destino, estabelecendo assim os *links* entre os *nodes*.

Na Figura 28 é possível acompanhar um fluxograma das etapas do algoritmo de obtenção dos dados.

Figura 28 – Fluxograma - Obtenção de dados

O processo de coleta de dados foi realizado dezoito vezes. Cada uma delas correspondeu à uma semana que se iniciou sempre às segundas-feiras e se encerrou nos domingos subsequentes. A escolha desses dias para início e término da semana se deu em função do fato de que as aulas da disciplina ocorreram nas segundas-feiras.

O período das coletas teve início a partir de 25 de Fevereiro de 2013 e sua finalização no dia 30 de Junho de 2013, coincidindo assim com o período letivo do primeiro semestre de 2013.

O Quadro 8 apresenta as coletas realizadas, detalhando os períodos correspondentes e as observações sobre fatos ocorridos no período de coleta que poderiam ter causado algum reflexo no movimento da rede.

Coleta	Início	Término	Observações
01	25/02/2013	03/03/2013	
02	04/03/2013	10/03/2013	
03	11/03/2013	17/03/2013	
04	18/03/2013	24/03/2013	
05	25/03/2013	31/03/2013	Feriado - Páscoa
06	01/04/2013	07/04/2013	Saída dos grupos: Eng. Sustentável e Eng. Coisas Intangíveis
07	08/04/2013	14/04/2013	
08	15/04/2013	21/04/2013	
09	22/04/2013	28/04/2013	
10	29/04/2013	05/05/2013	
11	06/05/2013	12/05/2013	
12	13/05/2013	19/05/2013	
13	20/05/2013	26/05/2013	
14	27/05/2013	02/06/2013	Feriado – Corpus Christis
15	03/06/2013	09/06/2013	
16	10/06/2013	16/06/2013	
17	17/06/2013	23/06/2013	
18	24/06/2013	30/06/2013	

Quadro 8 – Períodos de Coleta de Dados

Os procedimentos adotados para a coleta de dados permitiram armazenar os dados e acumulá-los durante os dezoito períodos, o que possibilitou acompanhar o comportamento da rede sem a necessidade de questionários semanais.

Após coletados os dados, foi realizada uma análise das métricas obtidas para relacioná-las com o ambiente de compartilhamento de conhecimento. Os resultados dos procedimentos realizados nesta etapa, bem como a estrutura de análise dos dados, são abordados no Capítulo 5.

5 - ANÁLISE DE DADOS E PROPOSTA DE AÇÕES

Neste capítulo são apresentados a análise dos dados coletados, os grafos e a evolução da rede ao longo do tempo, bem como, as considerações e discussões sobre os resultados e a propostas de ações para apoio ao compartilhamento do conhecimento. Além disso, são apresentando também as análises comparativas da aplicação das ações.

5.1 – Descrição do processo de análise dos dados

A proposta de análise dos dados foi dividida em três perspectivas: análise macro, meso e micro. Para cada uma destas perspectivas foram escolhidas medidas que, por sua vez, foram analisadas ao longo dos períodos de coleta de dados. A Figura 29 ilustra como foram organizados os dados coletados e as diferentes métricas para os diferentes níveis de análise em diferentes períodos.

Figura 29 - Dimensões de Análise dos Dados

Para o cálculo das métricas e apoio aos procedimentos de análise foram utilizadas quatro ferramentas computacionais: Gephi, Excel®, NodeXL e R.

O *software* Gephi foi o escolhido para a recepção dos dados das coletas e geração dos grafos da rede. Porém, não foi possível obter somente com o Gephi, todo o apoio necessário à etapa de análise dos dados o que resultou na exportação das informações para outros softwares. O *NodeXL* contribuiu com o cálculo da média dos caminhos mais curtos (*average shortest path*). O Excel© foi utilizado para a identificação da métrica da frequência combinada com os graus dos *nodes* (métricas descritas no item 5.2) bem como para a presença do “efeito *Small-world*”. O *software* R contribuiu para a determinação do expoente da lei de Potência (*power-law*).

Apesar do Gephi não apresentar todas as funcionalidades para realizar todos os procedimentos utilizados neste estudo, ele desempenhou um papel central no tratamento e na interface dos dados coletados com os outros softwares. A Figura 30 ilustra o uso dos softwares na obtenção das métricas e apoio à análise dos dados.

Figura 30 - Utilização dos *softwares* para análise dos dados

A escolha das métricas para análise do nível macro da rede se deram em função das métricas propostas pela literatura e também pela lacuna identificada a respeito da necessidade de trabalhos que analisem a rede sob o aspectos dos níveis macro, meso e micro. Primeiramente foi identificado o modelo ao qual a rede pertence dentre os três principais modelos de redes existentes: Grafos aleatórios, *Small-world* e Redes Livre de Escala.

O Quadro 9 apresenta os critérios utilizados para identificação da tipologia da rede. A partir da determinação do valor das métricas em relação às características das medidas em cada um dos modelos, identificou-se qual o modelo mais adequado para se classificar a rede gerada a partir dos dados coletados.

Tipologia da Rede	Características das Métricas		
	Baixa Média dos caminhos	Alto Coeficiente de Cluster	Expoente entre 2 e 3 (em caso de Lei de Potência)
Grafos Aleatórios (Erdős e Rényi)	NÃO	NÃO	NÃO
Small-World (Watts e Strogatz)	SIM	SIM	NÃO
Livres de Escala (Albert e Barabási)	SIM	SIM	SIM

Quadro 9 – Características das métricas para classificação da Tipologia da Rede

Para cada período de coleta de dados foi gerado um grafo, utilizando-se o Gephi. Cada um dos grupos da rede foi identificado com uma cor diferente para tornar mais fácil a identificação de sua posição e comportamento. Também foi atribuído um código para cada elemento do grupo. Este procedimento foi feito para preservar a privacidade dos membros. O Quadro 10 apresenta os nomes dos grupos, sua descrição, a cor que o representa nos grafos e o código dos membros de cada grupo.

Grupo	Descrição	Membros	Cor
Engenharia das Coisas Grandes	Estudos relacionados ao uso da engenharia para construção de megamáquinas ou megaconstruções	S23, S24, S25 e S26	Azul
Engenharia das Coisas Pequenas	Estudos relacionados à área da nanotecnologia e suas implicações para a engenharia	S12, S17, S18, S21 e S22	Vermelho
Engenharia Sustentável	Implicações das questões da sustentabilidade à aplicação da engenharia	S08, S11, S13, S14, S15 e S20	Verde
Engenharia do Conforto e bem-estar	Questões de incorporação de conceitos de conforto e bem-estar à engenharia	S05, S06, S07 e S10	Lilás
Engenharia das Coisas Intangíveis	Aplicação da engenharia em coisas intangíveis	S09, S16	Cyan
Professor / Tutores / Grupos de Pesquisa	Membros ligados às atividades de tutoria e grupo de pesquisa.	S01, S02, S03 e S04	Amarelo

Grupo	Descrição	Membros	Cor
Sem Grupo	Indivíduos que no momento da coleta de dados não pertenciam a nenhum grupo	-	Preto

Quadro 10 – Identificação dos Grupos

Em seguida procedeu-se a análise dos resultados das métricas. A partir dos resultados obtidos foi possível evidenciar o relacionamento das métricas com a compreensão da situação da rede naquele momento e, propor ações que poderiam ser tomadas para possibilitar uma estrutura de rede mais favorável ao compartilhamento do conhecimento.

O posicionamento dos *nodes* nos Grafos foi realizado por meio da escolha de um tipo de algoritmo de posicionamento disponível no software Gephi. Este algoritmo chamado de “*Force Atlas 2*” utiliza o relacionamento entre os próprios *nodes* para posicioná-los mais próximos ou distantes uns dos outros. Pretendeu-se com isso estabelecer uma melhor forma de visualização dos *nodes* que estão mais fortemente ligados uns aos outros, facilitando a análise visual dos grafos tanto na perspectiva dos grupos quanto individualmente. A análise dos grafos e das métricas propiciou a percepção da rede nos níveis meso e micro.

Para julgar o comportamento do compartilhamento de conhecimento foram utilizadas as métricas indicadas por Lee (2000) apresentadas no Capítulo 3 (vide Quadro 6) além da proposta de três novas métricas (apresentadas no item 5.2). A Figura 31 ilustra o procedimento de análise para os diferentes níveis da rede e para o acompanhamento do nível de compartilhamento de conhecimento, apontando para cada tipo de análise, as ferramentas utilizadas.

Figura 31 - Procedimento de análise dos dados

Além das métricas identificadas durante a revisão bibliográfica, notou-se que para o tipo de rede estudado neste trabalho, foi importante identificar os *nodes* que se destacaram tanto em número de conexões (*degree*) quanto na frequência em que

ocorre o compartilhamento de conhecimento (peso - *weight*). Por isso foi proposta uma métrica para identificar este relacionamento, a qual convencionou-se chamar de “*degree-weight*”.

5.2 - Proposta da métrica *Degree-Weight* (Grau-Peso)

Durante a análise das métricas, percebeu-se que para uma rede de compartilhamento de conhecimento é importante para um *node*, não somente o fato de possuir conexão com outro *node* para ter acesso à rede (métricas *indegree*, *out-degree* e *degree*), mas também a frequência com que esse compartilhamento acontece (métrica *Weight* – pesos). Isso significa que, embora não sejam criadas novas conexões ao longo do tempo, aquelas existentes continuam ativas em termos de frequência de compartilhamento.

A literatura descreve a existência de redes com pesos (*weight*) atribuídos aos *links*, conforme citado por Wasserman e Faust (1994); Strogatz (2001) e Aggarwal (2011) porém, estas redes são normalmente tratadas analisando-se somente o peso dos *links* ou somente os graus dos *nodes*.

A partir da necessidade de identificar, em uma única medida, a representatividade de graus e pesos, foi proposto fazer uso das próprias métricas de *Degree* e *Weight* de cada *node* para estabelecer um parâmetro que permitisse identificar os *nodes* que puderam estabelecer conexões com a rede e que também fortaleceram esses *links* ao longo do tempo mantendo uma frequência de compartilhamento.

Isso foi feito em três etapas:

1 – Identificar a representatividade da quantidade de graus do *node* em relação ao total de graus existentes. Para isso dividiu-se o grau de determinado *node* k_i pelo somatório dos graus de todos os *nodes*, operação representada pela equação 23:

$$k_i^{dw} = \frac{k_i}{\sum_{i=1}^n k_i} \quad (23)$$

2 – Identificar a representatividade do peso do *node* em relação ao total de pesos. Para a representatividade dos pesos, dividi-se o peso de um *node* específico w_i pelo somatório dos pesos de todos os *nodes*, conforme apresenta-se na equação 24:

$$w_i^{dw} = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (24)$$

3 – Multiplicar a representatividade dos graus pela representatividade dos pesos, resultando em um valor que representa tanto as condições do *node* em relação às suas conexões quanto em relação a frequência com que essas conexões são utilizadas para o compartilhamento. Dessa maneira, o “*degree-weight*” pode ser apresentado por meio da equação 25:

$$DW_i = k_i^{dw} \cdot w_i^{dw} \quad (25)$$

No caso da rede direcionada, obtém-se medidas de *Degree-Weight* em relação aos graus e pesos de entrada (*Indegree-Weight*) e também de saída (*Outdegree-Weight*), conforme apresentado nas equações 26 a 32.

A equação 26 apresenta o procedimento de cálculo para a representatividade dos graus de entrada de um *node* em redes direcionadas.

$$k_i^{indw} = \frac{k_i^{in}}{\sum_{i=1}^n k_i^{in}} \quad (26)$$

A equação 27 apresenta o procedimento de cálculo para a representatividade dos graus de saída de um *node* em redes direcionadas.

$$k_i^{outdw} = \frac{k_i^{out}}{\sum_{i=1}^n k_i^{out}} \quad (27)$$

Na equação 28 pode-se identificar os procedimentos para a determinação da representatividade dos pesos de entrada do *node* enquanto a equação 29 ilustra a determinação da representatividade dos pesos de saída.

$$w_i^{indw} = \frac{w_i^{in}}{\sum_{i=1}^n w_i^{in}} \quad (28)$$

$$w_i^{outdw} = \frac{w_i^{out}}{\sum_{i=1}^n w_i^{out}} \quad (29)$$

Assim, para as redes direcionais, o *Indegree-Weight*, ou seja, a condição de absorção de informação de um determinado *node* é dada pela multiplicação da representatividade de seus graus de entrada pelos pesos de entrada, conforme disposto na equação 30.

$$dw_i^{in} = (k_i^{indw} \cdot w_i^{indw}) \quad (30)$$

De maneira análoga, a condição de oferecimento de informação, aqui chamada de *Outdegree-Weight*, de um determinado *node* da rede é dada pela multiplicação da representatividade de seus graus de saída pelos seus pesos de saída, conforme apresentado na equação 31.

$$dw_i^{out} = (k_i^{outdw} \cdot w_i^{outdw}) \quad (31)$$

Logo, a representatividade “geral” de um determinado *node* é o resultado da soma das multiplicações das representatividades dos graus e dos pesos, conforme expresso na equação 32.

$$DW_i = dw_i^{in} + dw_i^{out} \quad (32)$$

O procedimento de soma das entradas e saídas seguiu a mesma indicação da obtenção de medidas de *degree* e pesos dos *nodes*.

Percebe-se que a primeira parte da equação 32 (dw_i^{in}) representa a condição de um determinado *node* na absorção das informações que circulam na rede e a segunda parte da equação (dw_i^{out}) é a representação da condição do *node* na oferta de informação na rede. Seguindo este raciocínio, para se determinar

o esforço de toda a rede em absorver a informação, basta calcular a soma de todos os valores de dw_i^{in} . O mesmo procedimento para dw_i^{out} representará o esforço da rede na oferta de informação.

Dessa maneira, o esforço da rede em absorver informação pode ser representado conforme a equação 33.

$$\beta = \sum_{i=1}^n dw_i^{in} \quad (33)$$

Na equação 34 apresenta-se a representação do esforço da rede na oferta de informação.

$$\gamma = \sum_{i=1}^n dw_i^{out} \quad (34)$$

A partir da identificação dos esforços da rede na absorção e oferta de informação foi possível estabelecer uma razão entre esses dois tipos de esforços. O objetivo desse procedimento foi determinar uma forma para identificar se a rede estava se comportando mais no sentido de oferecer informação ou de absorver informação. A equação 35 representa a razão entre absorção e oferta de informação na rede.

$$\delta = \frac{\beta}{\gamma} \quad (35)$$

As análises realizadas com o uso das equações permitiu identificar que o valor de δ pode assumir três condições cujas interpretações são apresentadas no Quadro 11.

Valor	Interpretação
$\delta > 1$	O valor do esforço de absorção de informação é maior do que o esforço de oferta de informação. A rede tende a aprender mais e aproveitar melhor as informações que são ofertadas em seu fluxo de compartilhamento.
$\delta = 1$	Existe um equilíbrio na rede com relação ao fluxo de compartilhamento e toda informação ofertada é igualmente absorvida.
$\delta < 1$	O esforço pela oferta de informação é maior do que a absorção de informação. A

Valor	Interpretação
	informação é ofertada mas não é absorvida com a mesma proporção. No caso de compartilhamento de conhecimento espera-se que a melhor condição seja uma rede que absorve mais do que oferta pois isso indicaria uma tendência da rede à aprender mais.

Quadro 11 – Interpretação do valor de δ

Embora a revisão bibliográfica, até o momento, não tenha apontado para uma medida que tivesse tais significados, entende-se que o uso do próprio valor de cada *node* se mostrou uma escolha coerente para determinar a importância dos *nodes* em relação ao *Degree* e ao *Weight* em uma única medida.

O desenvolvimento das métricas apresentadas nessa seção proporcionou tanto uma compreensão para o nível micro, quando se trata de identificar a condição de um *node* específico na absorção ou oferta de informação quanto uma compreensão para uma visão global da rede, ao se estabelecer uma razão entre todo o esforço da rede em relação ao fluxo de informação.

Ressalta-se, mais uma vez, que a métrica proposta baseia-se na definição do processo de compartilhamento do conhecimento como dependente da realização da comunicação de um indivíduo (origem) com um receptor para aquilo que foi comunicado (destinatário). Entende-se que, neste trabalho, o conteúdo comunicado está representado pelos recursos oferecidos pelo aplicativo no momento da inserção da notícia, texto, foto ou vídeo (*post*). Estes recursos são a representação da informação oferecida para ser compartilhada e que pode ser absorvida pelo outros membros da rede.

Em função desta interpretação é que se convencionou tratar as métricas propostas como “absorção de informação” e “oferta de informação”, diferenciando e respeitando o conceito de conhecimento como aquilo que é inerente ao indivíduo, como aquilo que está contido em seu cérebro. Ao mesmo tempo, isso não descaracteriza nem desvincula a importância da métrica proposta no processo de compartilhamento de conhecimento, uma vez que este é dependente do processo de envio e recepção de informação para que ele se concretize.

Diante desta constatação é que as indicações nas análises dos dados coletados fazem referência ao “fluxo de informação”, “fluxo da rede”, “absorção de informação” e “oferta de informação” como procedimentos básicos para a ocorrência do processo de compartilhamento do conhecimento. É também por isso

que as métricas propostas nesta seção assumem condições de significância na interpretação deste processo.

5.3 - Proposta de Métricas Para Acompanhamento do Compartilhamento do Conhecimento

Com base nas indicações de Lee (2000) foram estabelecidas as métricas de acompanhamento do compartilhamento de conhecimento. Estas métricas foram extraídas das próprias medidas de rede dentro do contexto de seus significados para o compartilhamento do conhecimento.

O Quadro 12 apresenta as métricas utilizadas para o acompanhamento do nível de conhecimento compartilhado na rede. A primeira coluna identifica a medida. A segunda coluna mostra a forma de cálculo e a terceira coluna uma interpretação para a métrica. As métricas um e dois foram extraídas das indicações de Lee (2000), mas as medidas três, quatro e cinco foram propostas por este trabalho.

Métrica de Compartilhamento de Conhecimento	Métrica guia	Interpretação
1 – Número de <i>links</i> por indivíduo	Grau médio $\langle k \rangle$	Quantidade do compartilhamento de conhecimento
2 – Frequência de compartilhamento do conhecimento	Peso médio $\langle s \rangle$	Frequência dos contatos de partilha de conhecimento
3 – Contribuição ao compartilhamento de conhecimento por meio da oferta de informação na rede	<i>Outdegree weight</i> $\beta = \sum_{i=1}^n dw_i^{in}$	Identifica as contribuições do número de conexões e frequência de oferta de informação na rede
4 – Contribuição ao compartilhamento de conhecimento por meio da absorção de informação	<i>Indegree weight</i> $\gamma = \sum_{i=1}^n dw_i^{out}$	Identifica as contribuições do número de conexões e frequência de absorção de informação na rede
5 – Proporção de contribuições e frequência de absorção de conhecimento em relação às contribuições e frequência de oferta de conhecimento	$\delta = \frac{\beta}{\gamma}$	Identifica a proporção de conhecimento absorvido em relação à oferta de informação

Quadro 12 – Métricas de Compartilhamento do Conhecimento

As medidas que utilizam os parâmetros do β e γ fazem uso do conceito explicado no item 5.2. A contribuição da elaboração dessas medidas foi importante

para apoiar o acompanhamento do compartilhamento de conhecimento ao longo do tempo, pois as medidas de *indegree* e *outdegree*, embora sejam diferentes para cada um dos *nodes*, são iguais em seus totais (cada grau de saída tem um grau de entrada equivalente em outro *node*). O fato destas medidas serem iguais em seus somatórios impede a comparação do volume de entrada e oferta de informação na rede. Sob este aspecto, a criação das métricas representadas por β e γ , tornou possível obter uma visão sobre o fluxo de oferta e absorção de informação na rede.

Entende-se que, no contexto deste trabalho, com a análise ao longo do tempo, as métricas propostas para acompanhamento do processo de compartilhamento indicam resultados melhores quando assumem valores maiores. A exceção é a métrica número cinco, pois ao representar uma proporção, terá valor máximo igual a um quando o esforço pela absorção e oferta de informação forem iguais. Terá valor maior que um quando o esforço pela absorção foi maior que a oferta e valores menores que um quando o esforço pela oferta for maior que a absorção.

5.4 – Análise dos dados coletados

Os procedimentos de coleta de dados possibilitaram a construção de uma rede direcional, separando os graus de entrada e saída. Foram também consideradas as frequências de relacionamentos entre os *nodes*, utilizando o conceito de pesos para os *links* entre os *nodes*. Na sexta semana de análise alguns elementos se desligaram da rede, concedendo-lhe também característica de uma rede dinâmica do ponto de vista da movimentação de indivíduos que compõem a rede. Estas características propiciaram boas condições para analisar diferentes situações no comportamento da rede. A seguir, são apresentados os procedimentos das análises nos níveis macro, meso e micro.

5.4.1 – Análise no nível macro

Como primeiro procedimento para análise no nível macro adotou-se a identificação do modelo de rede. Para verificar se a rede pertencia ao modelo *Small-world* foram utilizados os procedimentos indicados por Humphries, Gurney,

Prescott (2005) e Dueker et.al. (2009), apresentados no Capítulo 1, adotando-se as comparações das medidas características dos modelos das Redes Aleatórias obtidas por meio de simulação em relação às métricas obtidas das redes reais.

A simulação da Rede Aleatória foi realizada por meio do uso do *software* Gephi. Para que seja possível gerar uma rede no modelo de rede Aleatório é necessário fornecer ao *software* os dois parâmetros que caracterizam este modelo, ou seja, os valores da quantidade de *node* (n) e o valor da probabilidade de conexão (p).

Newman (2003) e Nooy, Mrvar e Batagelj (2005) comentam os relacionamentos da métrica densidade com a possibilidade do número de conexões na rede, indicando a aceitação desta métrica como um indicador da probabilidade (p) de conexões existentes. Nooy, Mrvar e Batagelj (2005) informam que em uma rede cuja densidade é de 0,045, o significado é de 4,5% das conexões possíveis estão presentes na rede. Newman (2003) associa a densidade com a probabilidade de conexões ao citar que em uma rede com baixa densidade (“*low-p*”) todos os *components* são pequenos. Com uma alta densidade (“*high-p*”) uma fração considerável de todos os nodes estarão agrupados, formando um *giant component*.

Considerando essas indicações, puderam ser obtidos os dois parâmetros necessários para simular a Rede Aleatória de Erdős-Renyi, extraíndo-os a partir da rede real. O parâmetro n é a quantidade de elementos da rede real e o parâmetro p é a quantidade de *links* existentes na rede real em função da quantidade de *links* possíveis, o que é representado pela métrica “densidade”.

O uso do aplicativo NodeXL se tornou necessário porque o Gephi não oferece em suas versões o cálculo da métrica *average shortest path* que é necessária para a determinação das características do modelo *Small-world*.

Tanto o Gephi, em sua versão 0.8.2, quanto o NodeXL não ofereceram a possibilidade do cálculo do valor do expoente da equação da Lei de Potência para as redes livre-de-escala. A determinação dos parâmetros do modelo Livre-de-Escala, basearam-se nos procedimentos descritos por Clauset, Shalizi e Newman (2009), com apoio do software R.

No Quadro 13 é possível identificar os procedimentos e as ferramentas utilizadas para se obter os cálculos das métricas. Além disso, o quadro também

indica qual seria o comportamento esperado das métricas em cada uma das tipologias de rede.

Nível Análise	Tipologia da Rede	Métrica	Comportamento Esperado da Métrica	Ferramenta Utilizada
Macro	Grafos Aleatórios (Erdős e Rényi)	Clustering Coefficient	Baixo	Gephi
		Shortest Path	Alto	NodeXL
		Obs: Métricas obtidas por simulação, utilizando a mesma quantidade de <i>nodes</i> (<i>n</i>) e probabilidade de conexão (<i>p</i>) da rede real		
	Small-World (Watts e Strogatz)	Clustering Coefficient	Alto	Gephi
		Shortest Path	Baixa	NodeXL
		Calculo do “efeito <i>Small-world</i> ” $\sigma = \frac{C_r/C_a}{L_r/L_a}$		Excel
	Livres de Escala (Albert e Barabási)	Distribuição dos graus dos <i>nodes</i>	Lei de Potência ($2 < \alpha < 3$)	R

Quadro 13 – Comportamento das métricas e ferramentas para identificação da Tipologia da Rede

De maneira prática, a obtenção das métricas das redes para identificação dos modelos foram obtidas seguindo-se os seguintes passos:

1 - Uso do Gephi para identificação da métrica *avg.clustering coefficient* da rede real, seguida da exportação de dados para serem lidos pelo *NodeXL*;

2 – Uso do *NodeXL* para obtenção da métrica *average shortest path* da rede real;

3 – Utilização do Gephi com a opção “*File ->Generate -> Erdos e Renyi G(n, p) Model*”. Esta opção permite gerar uma rede no modelo de grafos aleatórios de Erdős e Renyi informando no parâmetro “*n*” a quantidade de *nodes* da rede e no parâmetro “*p*” a probabilidade de conexões. Esta opção permitiu criar, para cada período, a partir de características da rede real, uma rede simulada para a comparação das métricas dos dois modelos de rede.

4 – Uso do Gephi para extração da métrica de *avg.clustering coefficient* da rede simulada e exportação de dados para serem importados pelo *NodeXL*;

5 – Utilização do aplicativo *NodeXL* para o cálculo da métrica: *average shortest path* da rede simulada;

6 – Comparação das métricas da rede real e simulada, por meio do cálculo do “efeito *small-world*” para determinar se a rede real possuía características deste modelo, feito com ajuda do Excel®.

É importante destacar que o processo de simulação leva em consideração o parâmetro probabilidade de conexão (p) causando resultados diferentes à cada nova simulação. Por isso, foram utilizadas cinco simulações para ser extraído um valor médio das métricas da rede simulada, o que implicou na repetição das etapas 3, 4 e 5 por cinco vezes para cada período analisado. Os dados resultantes das simulações podem ser vistos no Apêndice D.

7 – Determinação do coeficiente α para identificar se a distribuição dos graus dos *nodes* obedecia aos padrões da Lei de Potência e portanto, poderia ser classificada como uma rede com características do modelo “Livre de escala”. Para esta etapa foi utilizado o software estatístico R, com o uso do pacote *igraph* e da função *power.law.fit()*. A documentação do R indica que essa função foi elaborada baseando-se nas indicações de Clauset, Shalizi e Newman (2009) para determinação dos valor do coeficiente α e realização do teste de KS (Kolmogorov-Smirnov) para identificar a aderência do valor estipulado para α (R-DOCUMENTATION, 2014a);

No teste de aderência KS, o valor de controle definido como “ p ” deve ser igual ou inferior a 0,05 para que a hipótese seja rejeitada. Porém, Clauset, Shalizi e Newman (2009) indicam que valores até 0,1 podem ser utilizados como parâmetro. Neste trabalho utilizou-se o intervalo mais comumente aceito (0,05).

Vale ressaltar que foi utilizado o valor 1 para o parâmetro $x_{\min}$ (utilizado na equação 17) por se tratar do primeiro valor inteiro possível para as amostras resultantes das distribuições dos graus, já que, no caso deste trabalho, estas foram sempre compostas por números inteiros. Um exemplo da rotina utilizada no R bem como os gráficos das distribuições dos graus para o *in-degree*, *outdegree* e *degree* de cada uma das redes reais podem ser vistos nos Apêndices E e F. A rotina foi elaborada baseando-se nas indicações de CSardi (2007), Yon (2013a), Yon (2013b), I-Graph Project (2013) e R-Documentation (2014b).

O Quadro 14 resume os procedimentos efetuados, as ferramentas utilizadas e a descrição dos parâmetros para cada procedimento, além das indicações da

literatura que apresentaram a proposta do uso dos parâmetros e mecanismos de realização dos procedimentos.

Procedimento	Ferramenta utilizada	Descrição / Métrica obtida
Identificação de métricas da rede real	Gephi, NodeXL	Gephi - Coeficiente global de custerização NodeXL - Média do caminho mais curto
Criação de redes aleatórias por meio de simulação baseada nas características da rede real	Gephi	Opção “File ->Generate -> Erdos e Renyi $G(n, p)$ Model”. Parâmetro n = número de <i>nodes</i> da rede real. Parâmetro p = quantidade de <i>links</i> da rede real dividida pela quantidade de <i>links</i> possíveis. Indicações de Humphries, Gurney, Prescott (2005) e Dueker et.al. (2009).
Identificação de métricas da rede aleatória simuladas	Gephi, NodeXL	Gephi - Coeficiente global de custerização NodeXL - Média do caminho mais curto
Cálculo das médias das métricas das redes simuladas	Excel©	A partir de cinco simulações foi estabelecido um valor médio para as métricas de Coeficiente global de custerização e Média do caminho mais curto da rede simulada
Cálculo do “efeito <i>Small-world</i> ”	Excel©	$\sigma = \frac{C_r/C_a}{L_r/L_a}$ Conforme indicações de Humphries, Gurney, Prescott (2005) e Dueker et.al. (2009). Valores de $\sigma > 1$ já indicam aceitaram das características do modelo <i>Small-world</i> para redes com poucos elementos.
Determinação do valor do coeficiente α e valor “p” do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)	R	Software R – utilização dos pacotes <i>i-graph</i> , <i>rgexf</i> e função <i>power.law.fit()</i> ; $x_{\min}=1$; Valor de α deve estar entre 2 e 3; Valor de p para KS devem ser menores que 0,05 para rejeitar a hipótese. Indicações de Clauset, Shalizi e Newman (2009);

Quadro 14 –Cálculo Para Identificação Modelos de Rede

A Tabela 6 e a Figura 32 apresentam os resultados obtidos para as medidas no primeiro período de coleta de dados.

Tabela 6 – Métricas Modelos da Rede – Período 1

Per	Rede Simulada		Rede Real		Efeito <i>Small World</i> (Cr/Ca) / (Lr/La)	Power Law (In degree)	Teste KS para In degree	Power Law (Out degree)	Teste KS para Out degree	Power Law (Degree)	Teste KS para Degree
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0,090	2,514	0,386	1,724	6,254	1,825	0,950	1,656	0,152	1,933	0,002

Figura 32 - Valores para expoente α (power-law) - Semana 1

As métricas de identificação dos modelos de rede mostraram que a rede nesse período teve comportamentos que a colocam nas condições do modelo *Small-world* com um valor de 6,254 para o indicador desse “efeito” uma vez que valores acima de 1 para redes pequenas já representariam esse comportamento.

Por se tratar de uma rede direcional foram verificados os valores do coeficiente α para as distribuições do *indegree*, *outdegree* e *degree*.

O gráfico à esquerda na Figura 32(a) resultou em uma distribuição de *nodes* com *indegree* que geraram um valor de 1,825 para o expoente α quando valores previstos deveriam estar entre 2 e 3. No caso da distribuição para os graus de *outdegree*, o valor apurado para α foi de 1,656, também fora dos parâmetros previstos. Para o *degree*, embora α tenha apontado um valor de 1,9333, aproximando-o bastante do parâmetro aceito para as redes Livres de Escala, o teste KS para esta distribuição resultou em 0,002 e indicou um valor inferior a 0,05 rejeitando a hipótese de aderência. A linha pontilhada nos gráficos da Figura 32 indica qual deveria ser o comportamento da distribuição dos *nodes* para estar em acordo com o valor do α calculado.

As características do modelos Livre de escala, para esse primeiro período, foram rejeitadas nas três condições possíveis de análise: *indegree*, *outdegree* e *degree*. Porém, pode-se notar certa preferência dos *nodes* em se conectar a determinados *nodes* pois existe uma probabilidade menor de se obter *nodes* com maior número de conexões, conforme pode-se notar na Figura 32. Quanto maior a quantidade de graus (k) (eixo X), menor a probabilidade de conexão (p_k)(eixo Y).

A Tabela 7 apresenta outras medidas da rede para este primeiro período, tais como as quantidades de *nodes* e *links*, componentes, grau médio, peso médio, densidade e diâmetro.

Tabela 7 – Valores de Métricas da Rede – Período 1

Métrica da Rede	Valor
<i>Nodes</i>	21
<i>Links</i>	38
Component	7
Single- <i>nodes</i> connected components	6
<k> (grau médio)	1,810
<s> (peso médio)	4,333
Average Shortest Path	1,724
Diâmetro	3
Densidade	0,090
Clustering Coefficient	0,150
Average Custering Coefficient	0,386

A quantidade de graus médios 1,81 indica a formação de um *giant component* mas o número de “*single-nodes connected components*” indica que existem seis *nodes* que estão desconectados de qualquer outro. Em uma rede composta por 21 elementos significa que 28% não se conectaram a nenhum outro *node*.

Com um peso médio de 4,33, a indicação da frequência de relacionamentos para compartilhamento de conhecimento também é baixa, corroborada pela baixa densidade (0,09) indicando uma rede dispersa. Com um índice de apenas 9% das possibilidades de *links* possíveis formadas, percebe-se que ainda existe um grande potencial de conexões que podem ser estabelecidas.

Espera-se também que o compartilhamento do conhecimento possa ocorrer de maneira mais aproveitável em um rede com um coeficiente de aglomeração maior do que 0,15 o que possibilitaria uma diminuição da distância a ser percorrida que se apresenta com um valor de 1,72 para uma rede cuja maior distância entre os *nodes* foi três.

É importante lembrar que, por se tratar do primeiro período de contato dos alunos com a disciplina, é natural que haja um tempo de adaptação para consolidação dos grupos e ajustes à proposta de funcionamento da disciplina. Porém, como a maioria dos trabalhos de análise de redes sociais encontrados na literatura trata da análise pontual de um determinado momento, as considerações sobre *nodes* isolados, número de componentes e fluxo de informações são válidas

como indicações de situações possíveis para o tipo de rede aqui estudado caso a análise tivesse sido feita apenas neste único período.

Ações para melhoria do compartilhamento do conhecimento para uma rede com esta configuração indicam a necessidade de realização de atividades que possam ampliar a interação entre os membros da rede. Sugere-se atividade de integração, divulgação de assuntos de interesse dos grupos, rerepresentação das regras de funcionamento das equipes, bem como noções de formação de equipes e líderes.

5.4.2 – Análise no nível meso

A Figura 33 representa a situação da rede no período da primeira coleta. A primeira identificação está relacionada com a existência de um grupo maior, ao centro, cercado por seis *nodes* isolados “orbitando” o grupo central.

É possível perceber também que dois dos grupos (verde e lilás) já possuíam a maioria de seus elementos conectados à rede, com participações no envio e recebimento de informação. Porém vários membros de outros grupos (vermelho e azul) ainda não haviam se integrado, ficando à margem do fluxo de informação que acontecia na rede naquele momento.

Figura 33 – Disposição da Rede - Período 1 (25/02 a 03/03)

Ao analisar o grafo, percebe-se a formação de um componente maior com *nodes* conectados entre si (*giant component*). Ao mesmo tempo os *nodes* não conectados são considerados outros componentes, mesmo que compostos por um único *node*. Assim, a rede apresenta neste momento sete componentes, conforme já apresentado nas medidas de rede na Tabela 7, indicando seis componentes isolados e um *giant-component*.

Entende-se que, enquanto a rede tiver mais que um componente, significa que existe uma ruptura na possibilidade de comunicação e o compartilhamento de conhecimento na rede está comprometido. Por isso, mesmo que existissem apenas dois componentes, seriam dois grupos isolados, impedindo que informações de um grupo chegassem até o outro.

Destaca-se também o papel central da maioria dos componentes do grupo amarelo ao estabelecer as maiores frequências (setas mais largas) , contrastando com o comportamento do grupo vermelho onde apenas um dos elementos participou do compartilhamento do conhecimento.

Considerando que o grupo amarelo é composto pelo professor e pelos tutores, percebe-se coerência com o papel de difusão e participação no fluxo de informação.

5.4.3 – Análise no nível micro

No nível micro de análise da rede pode-se verificar a importância, o papel e o posicionamento de cada um dos elementos da rede. As métricas e seus respectivos valores referentes ao primeiro período são apresentados na Tabela 8.

As células sombreadas na cor cinza destacam os valores mais representativos para as colunas das quais fazem parte e consequentemente, os *nodes* que obtiveram melhores desempenhos. É importante mencionar que foram destacados os *nodes* que obtiveram melhores métricas no grupo formado pelos tutores (*nodes* S01 a S04) dos *nodes* formados pelos grupos dos alunos (S05 a S21). A linha traçada após a posição do *node* S04 na tabela, indica a divisão dos grupos de tutores e alunos.

Em relação ao desempenho individual, notou-se que os *nodes* S01 e S10 destacaram-se na absorção do conhecimento. O *node* S02 destacou-se na oferta de

informação no grupo de tutores assim como os *nodes* S05, S06 e S07 destacaram-se na oferta de informação entre os outros grupos. Os *nodes* S02 e S10 destacaram-se em número de graus.

No que diz respeito à frequência do compartilhamento, os *nodes* S01 e S08 foram os destaques para a frequência de absorção do conhecimento e os *nodes* S01, S05, S06 e S07 obtiveram as melhores notas na frequência de oferta do conhecimento.

Em termos de contribuição tanto de estabelecimento de *links* (graus) quanto na frequência de compartilhamento (*weight*) os *nodes* que mais se destacaram foram o S02 com métrica igual a 0,1235 e o *node* S10 com métrica igual a 0,0058.

Tabela 8 – Valores de Métricas Individuais – Período 1

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	9	5	14	23	33	56	0,0599	0,0477	0,1076	1,6154	39,5
S02	8	11	19	19	25	44	0,0440	0,0795	0,1235	1,1538	81,5
S03	3	3	6	21	11	32	0,0182	0,0095	0,0277	1,7692	22
S04	2	0	2	2	0	2	0,0012	0,0000	0,0012	-	0
S05	2	3	5	3	3	6	0,0017	0,0026	0,0043	1,8462	3
S06	1	3	4	2	3	5	0,0006	0,0026	0,0032	1,8462	0
S07	1	3	4	2	3	5	0,0006	0,0026	0,0032	1,8462	0
S08	2	1	3	5	2	7	0,0029	0,0006	0,0035	2,4615	1
S09	1	1	2	3	1	4	0,0009	0,0003	0,0012	2,6154	0
S10	4	2	6	4	2	6	0,0046	0,0012	0,0058	2,3077	1
S11	1	0	1	1	0	1	0,0003	0,0000	0,0003	-	0
S12	0	2	2	0	3	3	0,0000	0,0017	0,0017	2,0000	0
S13	1	0	1	1	0	1	0,0003	0,0000	0,0003	-	0
S14	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S15	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S16	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S17	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S18	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S19	2	2	4	4	3	7	0,0023	0,0017	0,0040	1,9231	0
S20	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	0
S21	1	2	3	1	2	3	0,0003	0,0012	0,0015	1,9231	0
Σ	38	38	76	91	91	182	0,1377	0,1512	0,2889		

No que diz respeito a estar mais próximo dos outros *nodes* e consequentemente poder participar melhor do fluxo de informação, medida indicada pela *closeness centrality*, destacou-se o *node* S02. Nesta medida, quanto menor o valor, melhor o posicionamento do *node*.

Por fim, a métrica *Betweenness Centrality*, trata do poder de atuar como intermediador das informações entre os membros da rede. Destacou-se também nessa métrica, o *node* S02.

Considerando o tipo de relacionamento que estabelece as conexões na rede estudada neste trabalho, ou seja, o fato de que os *links* se estabelecem quando um determinado *node* julga que a informação recebida contribuiu para seu conhecimento, outro fator a ser considerado para melhorar as condições de aumento das conexões de *nodes* isolados está relacionado com o conteúdo da informação veiculada na rede. Considera-se que quando mais próximo do interesse particular dos *nodes* e do assunto abordado pelo grupo, maior é a chance de que os *nodes* a recepcionem como um fator contribuinte para a formação de seu conhecimento. Por outro lado, o fato da rede ser direcional indica também que os *nodes* isolados podem não ter enviado ainda qualquer tipo de informação para a rede, o que aponta novamente para a necessidade de informações que sejam de interesse da rede. Como existe o fato de que os membros de cada grupo deveriam respeitar a regra de auxiliar os colegas de grupo realizando comentários a respeito de seus *posts*, o fator mais provável para que esses elementos continuem desconectados é a sua própria inércia em relação à participação na rede.

Há de se considerar também que o fato de não ter participado do fluxo de informação, não significa exatamente que esses *nodes* isolados não tenham absorvido nenhuma informação. É possível que eles tenham lido as informações e até mesmo assimilado novo conhecimento mas não registraram um “*like*” ou comentário a respeito disso. Essa situação pode ser verificada de maneira inversa em um ambiente dito presencial, no qual o fato do aluno “estar presente” na sala de aula, não significa que ele tenha absorvido o conteúdo estudado.

5.4.4 – Medidas de acompanhamento - Período 1

A Tabela 9 apresenta os valores para as métricas de acompanhamento no primeiro período de coleta de dados. Destaca-se o valor de 0,914 para a métrica *Degree-Weight* (δ) cuja interpretação permite considerar que houve um fluxo mais direcionado para a oferta do que pela absorção de informação durante esse período.

Tabela 9 – Métricas de Acompanhamento – Período 1

Métrica	Período 1
$\langle k \rangle$	1,809
$\langle s \rangle$	4,333
β	0,138
γ	0,151
δ	0,914

5.4.5 – Análise de dados – Períodos 2 a 6

Para facilitar a comparação das alterações na estrutura da rede, as análises dos dados nos períodos seguintes ao primeiro período foram divididas em três grupos. O primeiro deles é composto do segundo até o sexto período, quando houve uma diminuição de dois grupos porque os alunos que os compunham cancelaram as matrículas na disciplina, o que pode ser realizado até a data permitida pela Secretaria.

O segundo grupo de períodos compreende os dados coletados a partir do sétimo até o décimo período e o terceiro grupo de períodos tem início a partir do décimo primeiro período. O critério para esta divisão é o fato de que a partir do décimo período percebeu-se uma estabilização na rede em função do número de *links* gerados, provocando certa normalidade no comportamento estrutural da rede. Maiores detalhes sobre o acompanhamento da rede são apresentados a seguir.

Vale lembrar que cada período representa os dados de maneira cumulativa. Este procedimento foi adotado para que se pudesse acompanhar o comportamento da rede ao longo do tempo. Dessa maneira, o segundo período, por exemplo, contempla os dados do momento do início da coleta até o final da segunda semana de coleta e assim sucessivamente, para os outros períodos que têm sempre a data de início baseada em 25/02/2013.

A Figura 34 apresenta o grafo da situação da rede no segundo período. É possível perceber a melhoria da integração dos elementos, tanto na questão individual quando dos grupos, com redução de seis para três *nodes* ainda que não possuem conexões com o fluxo de informação da rede.

Figura 34 – Disposição da Rede - Período 2 (25/02 a 10/03)

Nesse segundo período o grupo amarelo, formado pelo professor e pelos tutores da disciplina continuou a desempenhar um papel de destaque como centro do fluxo de informação da rede. A exceção foi o *node* S04 que faz parte do grupo de pesquisas nas não teve participação assídua durante a disciplina, contribuindo com poucos *links* e uma baixa frequência, apresentando-se distante do fluxo de informação.

O grupo Lilás apresentou uma boa centralidade e sua proximidade indica que além de terem firmado *links* entre si, posicionando-os uns próximos aos outros, estiveram próximos do fluxo de informação da rede. As setas com maior espessura indicam também que tiveram uma considerável frequência no processo de conhecimento compartilhado na rede.

O grupo Verde também foi bastante ativo, posicionando-se próximo ao fluxo de informação, excetuando-se o *node* S15, com participação e frequência menores. O comportamento do grupo Vermelho assemelha-se ao do grupo Verde e o *node* que teve menor participação foi o S22, possuindo ainda um elemento desconectado da rede, o *node* S21.

O grupo Cyan, com apenas dois participantes conseguiu ficar próximo ao movimento da rede, porém com pouca interação entre si mesmos, indicando que a aceitação e envio da maior parte de suas informações não estavam relacionadas com o assunto sobre o qual o grupo estava abordando.

O grupo Azul é o menos integrado à rede, com dois de seus membros (S25 e S26) sem qualquer interação com compartilhamento de conhecimento. Resta ainda o *node* S27 que embora já tenha uma conexão com o fluxo da rede, ainda não pertence a nenhum grupo.

Individualmente, no grupo de Professor e tutores, destacaram-se nos *nodes* S01 e S02. Em função de sua participação, o *node* S02 destacou-se como maior responsável pela intermediação do fluxo da rede, com pontuação de *Betweenness* muito superior aos próprios elementos de seu grupo e da rede como um todo (138,521). O *node* S01 destacou-se pela participação como maior absorção do conhecimento, pois é um dos *nodes* com maior valor para conexões de entrada (*indegree*) e para a frequência destas conexões (*weighted indegree*). A Tabela 10 apresenta as métricas e os valores que cada *node* obteve neste segundo período.

Tabela 10 – Valores de Métricas Individuais – Período 2

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	20	8	28	153	62	215	0,0345	0,0056	0,0401	1,826	41,017
S02	20	18	38	137	92	229	0,0309	0,0186	0,0495	1,304	138,521
S03	17	7	24	115	39	154	0,0220	0,0031	0,0251	1,783	27,383
S04	2	0	2	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S05	10	8	18	22	28	50	0,0025	0,0025	0,0050	1,696	26,633
S06	10	11	21	18	41	59	0,0020	0,0051	0,0071	1,652	10,667
S07	5	7	12	7	9	16	0,0004	0,0007	0,0011	1,826	1,867
S08	11	12	23	20	52	72	0,0025	0,0070	0,0095	1,609	18,911
S09	2	3	5	6	3	9	0,0001	0,0001	0,0002	2,087	-
S10	4	7	11	6	13	19	0,0003	0,0010	0,0013	1,783	1,125
S11	8	10	18	11	36	47	0,0010	0,0041	0,0051	1,652	17,394
S12	7	6	13	8	19	27	0,0006	0,0013	0,0019	1,826	20,226
S13	7	9	16	13	29	42	0,0010	0,0029	0,0039	1,696	6,036
S14	4	8	12	6	26	32	0,0003	0,0023	0,0026	1,696	2,985
S15	3	0	3	3	0	3	0,0001	0,0000	0,0001	-	-
S16	6	8	14	8	23	31	0,0005	0,0021	0,0026	1,783	5,492
S17	3	8	11	3	17	20	0,0001	0,0015	0,0016	1,652	21,233
S18	6	7	13	7	22	29	0,0005	0,0017	0,0022	1,696	11,444
S19	4	9	13	6	26	32	0,0003	0,0026	0,0029	1,739	1,500
S20	4	8	12	4	20	24	0,0002	0,0018	0,0020	1,739	1,567
S21	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S22	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S23	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S24	2	2	4	4	3	7	0,0001	0,0001	0,0002	2,174	-
S25	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S26	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,174	-
S27	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
Σ	158	158	316	562	562	1124	0,0999	0,0643	0,1642		

Entre os grupos de estudantes o destaque individual é o *node* S08, com melhor desempenho em quase todas as métricas, seguido pelo *node* S05 que teve a frequência mais intensiva de absorção de conhecimento e também se destaca pelo seu valor com relação à intermediação do conhecimento.

Interessante notar também o papel dos *nodes* S12 e S17 que embora não tenham os maiores valores com relação às outras métricas, possuem altos valores para a intermediação. No caso do *node* S17, por exemplo, isto se dá em função da sua atuação como intermediador para o *node* S27 (sem grupo) que só está ligado ao fluxo de informação da rede por meio do *link* estabelecido com o *node* S17.

Essa constatação é importante para que se identifique *nodes* que começam a assumir papéis de destaque na atual estrutura da rede e obter uma visão pontual sobre o papel dos *nodes* na rede.

O terceiro período analisado teve seu início no dia 25/02/2013 e término em 10/03/2013. A Figura 35 mostra o grafo que representa a situação da rede ao término do terceiro período.

Figura 35 – Disposição da Rede - Período 3 (25/02 a 17/03)

No terceiro período, a frequência de compartilhamento se manteve. Os grupos Lilás, Verde e Cyan, conforme pode-se perceber pela Figura 35, mantiveram suas

posições de proximidade ao fluxo do processo de compartilhamento do conhecimento. O grupo Amarelo manteve o destaque no papel central desse fluxo e manteve-se também o afastamento do *node* S04.

O grupo Vermelho melhorou sua integração, melhorando a proximidade do *node* S21, que não só se conectou à rede como aumentou sua proximidade, superando o *node* S22.

O grupo Azul, embora também tenha melhorado, com o *node* S23 estabelecendo conexões com a rede, ainda é o que menos se aproxima do fluxo da rede e ainda possui um *node* (S25) sem qualquer conexão de compartilhamento, quer seja de absorção, quer seja de oferta de informação.

Nas questões de análises individuais, com o auxílio da Tabela 11, pode-se identificar que os *nodes* S01 e S02 assumiram novamente papel de estaque no grupo Amarelo (Professor / tutores). No grupo dos estudantes o destaque são os *nodes* S05 e S06 que se alternaram na obtenção dos melhores valores das métricas.

Tabela 11 – Valores de Métricas Individuais – Período 3

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	20	8	28	187	74	261	0,0330	0,0052	0,0382	1,840	45,423
S02	21	18	39	160	93	253	0,0296	0,0148	0,0444	1,320	168,639
S03	18	7	25	128	41	169	0,0203	0,0025	0,0228	1,840	24,363
S04	2	0	2	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S05	12	10	22	37	49	86	0,0039	0,0043	0,0082	1,600	26,071
S06	11	11	22	23	63	86	0,0022	0,0061	0,0083	1,640	16,370
S07	9	8	17	16	24	40	0,0013	0,0017	0,0030	1,800	10,793
S08	10	11	21	16	48	64	0,0014	0,0047	0,0061	1,640	9,799
S09	2	3	5	6	3	9	0,0001	0,0001	0,0002	2,120	-
S10	4	7	11	6	13	19	0,0002	0,0008	0,0010	1,840	0,758
S11	7	9	16	9	34	43	0,0006	0,0027	0,0033	1,680	16,252
S12	7	8	15	9	25	34	0,0006	0,0018	0,0024	1,720	26,875
S13	7	9	16	13	29	42	0,0008	0,0023	0,0031	1,760	5,526
S14	4	8	12	6	26	32	0,0002	0,0018	0,0020	1,760	2,759
S15	3	0	3	3	0	3	0,0001	0,0000	0,0001	-	-
S16	5	7	12	6	21	27	0,0003	0,0013	0,0016	1,840	6,174
S17	6	8	14	7	22	29	0,0004	0,0016	0,0020	1,680	29,765
S18	8	9	17	10	36	46	0,0007	0,0029	0,0036	1,640	32,946
S19	3	8	11	5	25	30	0,0001	0,0018	0,0019	1,760	1,033
S20	4	8	12	4	20	24	0,0001	0,0014	0,0015	1,800	1,450
S21	2	8	10	2	10	12	0,0000	0,0007	0,0007	1,720	2,003
S22	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S23	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,080	-
S24	2	2	4	4	3	7	0,0001	0,0001	0,0001	2,200	-
S25	0	0	0	0	0	0	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S26	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,200	-
S27	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
Σ	171	171	342	663	663	1326	0,0961	0,0585	0,1546		

É interessante ainda ressaltar que o *node* S18 assumiu papel de destaque no que se refere à intermediação, mesmo não possuindo tanto conexões quanto outros *nodes* da rede, o S18 é importante pois alguns *nodes*, como por exemplo, o S23 estão relacionados ao fluxo da rede porque se ligaram à rede por meio do *node* S18.

No quarto período houve adesão de mais um *node* (S28) à rede. A partir deste período todos os *nodes* possuem pelo menos uma conexão com a rede, mostrando que houve interesse em atuar como participantes ativos do fluxo de informação produzido pelo rede, embora os *nodes* S27 e S28 (*nodes* em preto) ainda não fizessem parte dos grupos que discutiam assuntos específicos. O fato de se ter um único componente é importante porque ao instituir conexões entre todos os elementos da rede, em termos de conexões, cria-se a possibilidade de que a informação possa chegar à rede como um todo.

A Figura 36 mostra o grafo do posicionamento dos *nodes* no quarto período.

Figura 36 – Disposição da Rede - Período 4 (25/02 a 24/03)

Em linhas gerais, o comportamento dos grupos se manteve em posicionamento parecido com o período anterior, porém pode-se notar a aproximação, tanto do fluxo de informação quanto de seu próprio grupo, do *node* S22 (grupo vermelho).

O grupo azul passou a ter todos os elementos conectados à rede, mas ainda é o grupo mais distante do centro do fluxo da informação.

O grupo amarelo (Professor / Tutores) está mantendo a concentração de *links* e de frequência de compartilhamento de conhecimento, destacado na Figura 36 pelo tamanho das setas que representam a frequência de compartilhamento. Isso demonstra seu papel de estimulador e a aceitação da distribuição das informações vindas dos elementos deste grupo para a rede em geral.

A Tabela 12 apresenta os valores das métricas individuais dos *nodes* da rede no quarto período.

Tabela 12 – Valores de Métricas Individuais – Período 4

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	21	12	33	233	106	339	0,0322	0,0084	0,0406	1,667	81,790
S02	22	19	41	194	130	324	0,0281	0,0162	0,0443	1,333	173,187
S03	19	7	26	164	45	209	0,0205	0,0021	0,0226	1,852	24,524
S04	2	0	2	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S05	13	11	24	46	62	108	0,0039	0,0045	0,0084	1,593	27,672
S06	11	12	23	27	77	104	0,0020	0,0061	0,0081	1,630	17,654
S07	9	8	17	20	29	49	0,0012	0,0015	0,0027	1,815	9,206
S08	10	11	21	16	48	64	0,0011	0,0035	0,0046	1,667	19,739
S09	2	3	5	6	3	9	0,0001	0,0001	0,0002	2,111	-
S10	4	7	11	6	13	19	0,0002	0,0006	0,0008	1,852	0,758
S11	7	9	16	10	37	47	0,0005	0,0022	0,0027	1,704	14,585
S12	9	10	19	17	38	55	0,0010	0,0025	0,0035	1,630	36,757
S13	7	9	16	13	29	42	0,0006	0,0017	0,0023	1,778	5,526
S14	4	8	12	6	26	32	0,0002	0,0014	0,0016	1,778	2,493
S15	3	0	3	3	0	3	0,0001	0,0000	0,0001	-	-
S16	5	7	12	6	21	27	0,0002	0,0010	0,0012	1,852	6,174
S17	7	8	15	9	23	32	0,0004	0,0012	0,0016	1,704	31,734
S18	9	9	18	12	41	53	0,0007	0,0024	0,0031	1,667	35,254
S19	4	8	12	7	34	41	0,0002	0,0018	0,0020	1,778	2,234
S20	4	8	12	4	20	24	0,0001	0,0011	0,0012	1,815	1,450
S21	3	8	11	3	19	22	0,0001	0,0010	0,0011	1,741	1,773
S22	3	6	9	3	10	13	0,0001	0,0004	0,0005	1,815	0,491
S23	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,111	-
S24	2	2	4	4	3	7	0,0001	0,0000	0,0001	2,185	-
S25	2	0	2	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S26	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,185	-
S27	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S28	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
Σ	186	186	372	818	818	1636	0,0932	0,0596	0,1528		

Individualmente, no quarto período, destacaram-se novamente os *nodes* S01 e S02, no grupo Amarelo (Professor / Tutores) e entre os grupos de estudantes

notou-se o melhor desempenho dos *nodes* S05 e S06. Porém no que diz respeito à intermediação, o destaque ficou para o *node* S12 e S18 que mesmo não possuindo grandes valores em número de *links* e frequência, são importantes para garantir a aproximação de outros *nodes* do fluxo de conhecimento gerado pela rede.

A Figura 37 representa o grafo da rede no período 5. É possível identificar uma estrutura bastante parecida com o período anterior, sem grandes alterações no posicionamento dos *nodes* no que se refere ao fluxo de compartilhamento do conhecimento.

Figura 37 – Disposição da Rede - Período 5 (25/02 a 31/03)

O grupo azul ainda se apresenta com os elementos menos próximos entre si mesmos, evidenciando que o assunto que deveria ser objeto de compartilhamento do grupo não tem ocorrido internamente no grupo. Os elementos deste grupo estabeleceram a maioria de suas ligações com *nodes* de outros grupos, mostrando-se mais aptos à recepção de conhecimento de áreas diferentes de seu próprio objeto de compartilhamento. Sob o ponto de vista da proposta de ações, isto pode ser um indicador de que este grupo precisa de uma ação mais pontual, direcionada

para o grupo como, por exemplo, uma nova explicação dos objetivos e funcionamento das ferramentas e mecanismos de compartilhamento, motivação e interação entre os membros do grupo

No contexto da análise individual, destacaram-se novamente os *nodes* S01 e S02, membros do grupo amarelo (Professor / Tutores). O constante destaque destes dois membros desse grupo, seguido pela boa pontuação do *node* S03, mostra o desempenho destes *nodes* como fomentadores do fluxo de compartilhamento da rede. De certa forma isso também se deve ao fato de que os membros deste grupos estão comprometidos com o estabelecimento de contatos, comentários, “likes”, enfim, absorção e oferta de conhecimento para todos os outros grupos e todos os assuntos, além de informações sobre o andamento da disciplina, como destaques para atividades e disponibilidade de material que se constituem em informações importantes.

Entre os grupos dos estudantes, os *nodes* S05 e S06 alternaram-se na obtenção das melhores marcas em quase todas as métricas, excetuando-se a *betweenness*, métrica em que se destacou o *node* S12. A Tabela 13 apresenta uma listagem com as métricas e os respectivos valores para cada um dos *nodes* da rede.

Tabela 13 – Valores de Métricas Individuais – Período 5

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	23	12	35	253	106	359	0,0345	0,0075	0,0420	1,630	94,312
S02	23	19	42	207	145	352	0,0283	0,0164	0,0447	1,333	177,293
S03	20	7	27	176	46	222	0,0209	0,0019	0,0228	1,852	27,405
S04	2	0	2	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S05	13	11	24	48	64	112	0,0037	0,0042	0,0079	1,593	25,077
S06	11	12	23	28	81	109	0,0018	0,0058	0,0076	1,630	16,926
S07	9	10	19	21	41	62	0,0011	0,0024	0,0035	1,667	12,151
S08	10	11	21	16	48	64	0,0009	0,0031	0,0040	1,667	18,959
S09	2	3	5	6	3	9	0,0001	0,0001	0,0002	2,111	-
S10	4	7	11	6	13	19	0,0001	0,0005	0,0006	1,852	0,667
S11	7	9	16	10	37	47	0,0004	0,0020	0,0024	1,704	13,835
S12	9	10	19	17	42	59	0,0009	0,0025	0,0034	1,630	36,708
S13	7	9	16	13	29	42	0,0005	0,0015	0,0020	1,778	5,498
S14	4	8	12	6	26	32	0,0001	0,0012	0,0013	1,778	2,630
S15	3	0	3	3	0	3	0,0001	0,0000	0,0001	-	-
S16	5	7	12	6	21	27	0,0002	0,0009	0,0011	1,852	5,452
S17	7	8	15	9	23	32	0,0004	0,0011	0,0015	1,704	29,783
S18	10	9	19	14	46	60	0,0008	0,0025	0,0033	1,667	31,013
S19	5	8	13	9	37	46	0,0003	0,0018	0,0021	1,778	2,092
S20	4	8	12	4	20	24	0,0001	0,0009	0,0010	1,815	1,450
S21	3	8	11	3	19	22	0,0001	0,0009	0,0010	1,741	1,712
S22	3	6	9	3	10	13	0,0001	0,0004	0,0005	1,815	0,250
S23	2	3	5	2	4	6	0,0000	0,0001	0,0001	2,000	2,000
S24	2	2	4	4	3	7	0,0000	0,0000	0,0000	2,185	-
S25	2	4	6	4	7	11	0,0000	0,0002	0,0002	1,963	5,786
S26	1	2	3	1	2	3	0,0000	0,0000	0,0000	2,185	-
S27	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
S28	1	0	1	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000	-	-
Σ	193	193	386	873	873	1746	0,0956	0,0579	0,1534		

No sexto período ocorreu a saída de diversos membros da rede. Todos os membros do grupo verde, metade dos membros do grupo Cyan e também metade dos membros do grupo azul, além dos indivíduos que estavam sem grupo desvincularam-se da disciplina. O sexto período englobava a data limite para a formalização do trancamento da matrícula na disciplina. Como se tratava de uma disciplina tida como “optativa” os estudantes priorizaram outros objetivos.

O grupo azul, em função de seu posicionamento na rede, com poucas conexões entre seus próprios membros e distância do fluxo de conhecimento já apresentava sinais de um menor envolvimento com o processo de compartilhamento do conhecimento. O mesmo acontecia com os indivíduos que estavam sem grupo. Porém, o grupo azul claro e, particularmente, o grupo verde se mostravam tão ativos quanto os outros grupos e não apresentavam sinais anteriores claros de que seus membros se desligariam da rede.

Em conversa tida com o grupo amarelo (Professor / Tutores) apurou-se que os estudantes alegaram não concordar com as regras propostas e por terem condições de optar, preferiram priorizar outros compromissos que tinham no curso. As atitudes dos grupos azul e amarelo vão ao encontro da teoria para este tipo de sistema ao indicar que as atitudes dos indivíduos podem ser escolhidas em resposta às regras e que, como não se trata de um sistema determinístico, não há garantia de que estratégias e regras propostas pelos projetistas do sistema reproduzirão exatamente o resultado que se espera.

A Figura 38 apresenta o grafo da rede no sexto período. Embora os elementos que estavam sem grupo (cor preta) tenham se desvinculado da disciplina, um dos elementos do grupo azul claro, diante da desistência do outro indivíduo de seu grupo, solicitou para continuar fazendo parte da rede, mas informou que não gostaria de fazer mais parte de nenhum grupo, assumindo uma condição de observador.

Figura 38 – Disposição da Rede - Período 6 (25/02 a 07/04)

Mesmo com a saída de aproximadamente 46% dos membros da rede, o grafo do sexto período não apresentou grandes alterações no que diz respeito à representação do fluxo central da informação. Os relacionamentos entre os membros dos grupos que permaneceram na rede e o relacionamento dos grupos em relação ao fluxo continuaram bastante parecidos com o período anterior. Sabendo-se que houve desistência de vários membros que estavam mais distantes deste fluxo, mas que também houve desistência de elementos que estavam mais ligados ao fluxo central (grupos azul claro e verde) pode-se perceber indicações de que a estrutura da rede “sobreviveu” à saída de tais *nodes*.

A constatação de que a saída de vários *nodes* não afetou drasticamente a estrutura da rede é uma indicação importante para a compreensão do relacionamento entre a estrutura da rede e o processo de compartilhamento de conhecimento. A não existência de um grande número de conexões em poucos *nodes* (hubs) foi importante para que a rede não se abalasse por completo mesmo com a saída de quase metade de seus membros.

Individualmente, o valor das métricas diminuiu, mas os mesmos *nodes* que se destacavam com as melhores marcas continuaram com o mesmo papel de destaque. Entre o grupo amarelo (Professor / Tutor) continuaram com os melhores

valores os *nodes* S01 e S02. Nos grupos dos estudantes o *node* S05 foi o que mais se destacou, embora também já o viesse fazendo nos períodos anteriores. No que diz respeito à medida de *betweenness*, o comportamento também se manteve parecido, sendo observado a marca de 6,652 para o *node* S18. As métricas individuais para os *nodes* são apresentadas na Tabela 14.

Tabela 14 – Valores de Métricas Individuais – Período 6

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	13	11	24	250	131	381	0,0411	0,0182	0,0593	1,214	34,719
S02	13	11	24	181	167	348	0,0298	0,0233	0,0531	1,214	26,586
S03	13	6	19	189	58	247	0,0311	0,0044	0,0355	1,571	5,886
S04	2	0	2	3	0	3	0,0001	0,0000	0,0001	-	-
S05	9	9	18	45	75	120	0,0051	0,0085	0,0136	1,357	4,552
S06	7	8	15	23	82	105	0,0020	0,0083	0,0103	1,429	2,319
S07	8	7	15	22	41	63	0,0022	0,0036	0,0058	1,500	1,567
S09	1	3	4	5	3	8	0,0001	0,0001	0,0002	1,857	-
S12	8	8	16	20	47	67	0,0020	0,0048	0,0068	1,429	5,733
S18	7	7	14	12	66	78	0,0011	0,0058	0,0069	1,500	6,652
S19	6	10	16	14	52	66	0,0011	0,0066	0,0077	1,286	6,343
S21	3	7	10	3	18	21	0,0001	0,0016	0,0017	1,500	0,310
S22	3	6	9	3	10	13	0,0001	0,0008	0,0009	1,571	0,167
S23	3	4	7	4	14	18	0,0002	0,0007	0,0009	1,714	-
S25	5	4	9	8	18	26	0,0005	0,0009	0,0014	1,714	1,167
Σ	101	101	202	782	782	1564	0,1166	0,0877	0,2043		

O Quadro 15 mostra um acompanhamento dos *nodes* que obtiveram destaques nos valores das métricas no período de 1 a 6. Pode-se notar que no grupo de Professor / Tutores os *nodes* S01 e S02 estiveram presentes em praticamente todos os períodos. Nos grupos dos estudantes, os *nodes* S05 e S06 foram os que obtiveram a maior constância de participação ao longo do tempo.

Conforme exposto no Quadro 15, pode-se perceber o comportamento sistemático de alguns *nodes*. Os *nodes* S01 e S05, por exemplo, destacaram-se durante cinco períodos com as maiores medidas de frequência de absorção de conhecimento (*Indegree weight*). Os *nodes* S02 e S02 estiveram presentes em quase todos os períodos no que se refere ao maior número de graus (*Degree*). Também é interessante notar que há pouca mudança nos *nodes* de destaque nos períodos cinco e seis, quando ocorreu a diminuição de elementos na rede.

Métricas	Período					
	1	2	3	4	5	6
Indegree	S01, S10	S01, S02, S08	S02, S05	S02, S05	S01, S02, S05	S01, S05, S02, S03, S05
Outdegree	S02, S05, S06, S07	S02, S08	S02, S06, S08	S02, S06	S02, S06	S01, S02, S05
Degree	S02, S10	S02, S08	S02, S05, S06	S02, S05	S02, S05	S01, S02, S05
Weighted Indegree	S01, S08	S01, S05	S01, S05	S01, S05	S01, S05	S01, S05
Weighted Outdegree	S01, S05, S06, S07	S02, S08	S02, S06	S02, S06	S02, S06	S02, S06
Weighted Degree	S02, S08	S02, S08	S01, S05, S06	S01, S05	S01, S05	S01, S05
Indegree Weight	S01, S10	S01, S05, S08	S01, S05	S01, S05	S01, S05	S01, S05
Outdegree Weight	S02, S05, S06, S07	S02, S08	S02, S06	S02, S06	S02, S06	S02, S05
Degree-Weight	S01, S10	S02, S08	S02, S06	S02, S05	S02, S05	S01, S05
Closeness Centrality	S02, S05, S06, S07	S02, S08	S02, S05	S02, S05	S02, S05	S01, S02, S05
Betweenness Centrality	S02, S05	S02, S05	S02, S18	S02, S12	S02, S12	S01, S18

Quadro 15 – *Nodes* com melhores valores nas métricas – Período 1 a 6

No que diz respeito às medidas individuais, é importante perceber também que, apesar do Quadro 15 abordar as “melhores” medidas, no outro extremos encontram-se os *nodes* com as menores pontuações e vários deles foram aqueles que abandonaram a rede. Em uma rede onde as regras não permitem a saída voluntária sem algum tipo de prejuízo, como uma empresa, por exemplo, os indivíduos poderiam continuar na rede sem participar mais ativamente do processo de compartilhamento do conhecimento. Por isso é necessário pensar também na importância dos membros com as métricas de menor valor.

Em relação ao modelos de rede, até o sexto período, a rede se manteve com características do modelo *Small-world*, conforme pode ser identificado na coluna do “Efeito *Small-world*” na Tabela 15. Mesmo com a diminuição da quantidade de *nodes* no sexto período, o valor se manteve acima de 1. Esta constatação é reforçada pelo fato de que os valores da medida de aderência para todos os resultados de α , quer seja para *indegree*, *outdegree* ou *degree* indicaram a rejeição da hipótese (valores de KS abaixo de 0,05) para uma distribuição do tipo *power-law*, que seria a característica de identificação para as redes Livres-de-escala.

Tabela 15 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 6

Período	Rede Simulada		Rede Real		Efeito Small World [(Cr/Ca) / (Lr/La)]	Power Law (In degree)	KS (In degree)	Power Law (Outdegree)	KS (Outdegree)	Power Law (Degree)	KS (Degree)
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0,090	2,514	0,386	1,724	6,254	1,825	0,952	1,656	0,152	1,933	0,002
2	0,220	2,040	0,501	1,656	2,805	1,958	0,000	1,709	0,000	1,355	0,003
3	0,265	1,828	0,549	1,653	2,291	1,961	0,000	1,688	0,000	1,353	0,006
4	0,235	1,807	0,597	1,686	2,723	1,964	0,000	1,637	0,000	1,356	0,009
5	0,244	1,847	0,580	1,673	2,624	1,964	0,000	1,634	0,000	1,346	0,010
6	0,525	1,425	0,727	1,297	1,521	1,933	0,000	1,684	0,000	1,315	0,008

Ao longo destes primeiros seis períodos foi possível perceber que a rede sofreu variações quanto à quantidade de participantes, conforme pode ser visto na métrica *Nodes*, na Tabela 16. As variações aconteceram tanto no aumento de membros da rede, nos períodos um a cinco, quanto em sua diminuição, no período seis.

Durante estes períodos foi possível também acompanhar o crescimento do número de *links* e da frequência de compartilhamento de conhecimento. A rede se tornou mais densa, proporcionando maior probabilidade de caminhos entre os *nodes* e representando, conforme os parâmetros da rede neste trabalho, que vários *nodes* absorveram e ofertam informações com vários outros membros da rede.

Tabela 16 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 6

Métrica da Rede	Período					
	1	2	3	4	5	6
<i>Nodes</i>	21	27	27	28	28	15
<i>Links</i>	38	150	171	186	193	101
Component	7	4	2	1	1	1
Single components	6	3	1	0	0	0
<k> (grau médio)	1,810	5,556	6,333	6,643	6,893	6,733
<s> (peso médio)	4,333	19,852	24,556	29,214	31,179	52,133
Average Shortest Path	1,724	1,6562	1,6538	1,686	1,673	1,297
Diâmetro	3	4	4	4	4	3
Densidade	0,090	0,214	0,244	0,246	0,255	0,481
Clustering Coefficient	0,150	0,167	0,186	0,206	0,191	0,2
Average Clustering Coefficient	0,386	0,501	0,549	0,597	0,580	0,727

Outro fator importante que se relaciona com a densidade e com a quantidade de *links* estabelecidas ao longo do tempo é o fato de que a rede caminhou para a existência de um único “*component*”, significando que todos os *nodes* estavam conectados e absorveram ou compartilharam pelo menos uma informação com o resto da rede. Esse comportamento é importante para o compartilhamento do

conhecimento porque demonstra as possibilidades de aproveitamento do conhecimento compartilhado e da coesão dos membros da rede em torno do fluxo de informações da rede.

A estrutura da rede permitiu que mesmo com a saída, no sexto período, de treze membros dos vinte e oito que compunham a rede, as medidas de média não sofressem grandes alterações, assim como permitiu um aumento na medida da frequência de compartilhamentos. Além disso, o sexto período mostrou uma considerável diminuição da média dos caminhos mais curtos (*Average Shortest Path*) e um aumento do coeficiente médio de aglomeração (*Average Clustering Coefficient*) reforçando características do modelo de rede *Small-world*. As características deste modelo indicam também que as conexões entre os *nodes* não apresentaram um comportamento preferencial o que geraria *hubs* na rede e provavelmente acarretaria danos à rede com a retirada dos *nodes* que estavam participando mais ativamente do fluxo da rede.

De maneira geral, uma análise mais ampla, acompanhando as métricas apresentadas na Tabela 17, aponta para uma rede que ao longo destes seis primeiros períodos avançou no número médio de conexões entre os *nodes* ($\langle k \rangle$) mostrando que novos *links* se estabeleceram a cada período. O mesmo comportamento pode ser observado com relação à frequência de compartilhamento ($\langle s \rangle$) que foi crescente durante os seis períodos.

Foram crescentes também os esforços combinados de *links* e frequência de compartilhamento. Além disso, os valores de δ que representam a direção do fluxo de compartilhamento, sofreu alterações de 0,908 no primeiro período, indicando que existia mais oferta do que absorção de conhecimento para valores superiores a 1,00, indicando que a partir do segundo período a rede passou para a condição de absorver mais informação do que oferta-la.

Tabela 17 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 6

Métrica	1	2	3	4	5	6
$\langle k \rangle$	1,810	5,556	6,333	6,643	6,893	6,733
$\langle s \rangle$	4,333	19,852	24,556	29,214	31,179	52,133
β	0,138	0,099	0,096	0,093	0,096	0,117
γ	0,151	0,064	0,059	0,060	0,058	0,088
δ	0,914	1,547	1,627	1,550	1,655	1,330

Interessante notar as variações entre os períodos cinco e seis que, se analisadas fora do contexto, podem dar a conotação de que a média dos graus e o esforço pela absorção de conhecimento estava entrando em declínio, porém ao reconhecer o fato de que no sexto período houve a diminuição de aproximadamente 46% dos elementos da rede, pode-se perceber que a rede permaneceu bastante estável com relação às métricas de acompanhamento, contando inclusive com o aumento do valor para $\langle s \rangle$, β e Y . Atribui-se este comportamento a dois fatores. O primeiro é o fato de que algumas medidas são determinadas pela média e assim, ao se diminuir o número de *nodes* da rede os *links* e frequências de compartilhamento restantes foram “redistribuídos” em função do cálculo da média. O segundo é que a estrutura da rede naquele momento, baseada em uma distribuição não preferencial de conexões, foi capaz de suportar a retirada dos *nodes* e ainda assim continuar mantendo suas métricas.

O comportamento da rede no momento da retirada dos *nodes* pode ser comparado ao que se comenta na literatura como ataques aleatórios e ataques coordenados. Os ataques aleatórios implicam na retiradas dos *nodes* da rede sem qualquer critério de escolha, enquanto os ataques coordenados visam atingir os *nodes* que estão participando mais ativamente do fluxo da rede. A desistência de vários estudantes no sexto período representou tanto os ataques aleatórios, com a saída de *nodes* que estavam distantes do fluxo e possuíam valores baixos de representatividade de métricas, quanto o ataque coordenado, com a retirada, por exemplo, dos *nodes* S08, S11, S14 que não possuíam as melhores marcas, mas tinham valores significativos nas métricas.

5.4.6 – Análise de dados – Períodos 7 a 10

As análises a seguir, concentram-se nos períodos sete a dez. São quatro períodos após a saída de boa parte dos elementos da rede e começaram a surgir indicações de estabilidade para algumas medidas, tais como o esforço para o processo de compartilhamento e o número de *links*. Maiores detalhes são apresentados a seguir.

A Figura 39 é a representação da rede no período 7. De maneira geral, com relação à posição dos *nodes* e grupos, o grafo permanece similar ao período

anterior. Os grupos lilás e azul são os mais próximos do fluxo de movimento. O grupo vermelho ainda apresenta seus elementos sem uma frequência intensa de contato interno, o que os posiciona mais distantes uns dos outros. O grupo amarelo se mantém como ponto central do fluxo de informações na rede.

Figura 39 – Disposição da Rede - Período 7 (25/02 a 14/04)

Na Tabela 18 é possível identificar os destaques que também permanecem semelhantes aos períodos anteriores, porém é necessário notar os valores das medidas de centralidade para os *nodes* S12, S18, S19 e S21 como indícios de uma aproximação dos valores dessa métrica para vários *nodes*.

Tabela 18 – Valores de Métricas Individuais – Período 7

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	14	13	27	342	203	545	0,0359	0,0198	0,0557	1,143	29,262
S02	14	13	27	278	257	535	0,0291	0,0250	0,0541	1,143	21,881
S03	13	7	20	250	76	326	0,0243	0,0040	0,0283	1,500	8,395
S04	3	0	3	4	0	4	0,0001	0,0000	0,0001	0	0
S05	11	10	21	64	101	165	0,0053	0,0076	0,0129	1,357	3,531
S06	9	10	19	32	106	138	0,0022	0,0079	0,0101	1,357	3,212
S07	9	8	17	28	46	74	0,0019	0,0028	0,0047	1,500	0,795
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0001	0,0001	1,785	0
S12	9	11	20	25	57	82	0,0017	0,0047	0,0064	1,285	6,069
S18	8	10	18	16	89	105	0,0010	0,0067	0,0077	1,285	5,078
S19	8	11	19	34	83	117	0,0020	0,0068	0,0088	1,285	2,778
S21	3	7	10	3	18	21	0,0001	0,0009	0,0010	1,500	0,285
S22	5	6	11	5	17	22	0,0002	0,0008	0,0010	1,571	0,542
S23	5	4	9	9	31	40	0,0003	0,0009	0,0012	1,714	0
S25	7	6	13	27	35	62	0,0014	0,0016	0,0030	1,571	2,169
Σ	119	119	238	1122	1122	2244	0,1055	0,0895	0,1950		

No período 8, os grupos permaneceram posicionados de maneira equivalente ao período anterior, embora tenham realizados mudanças na frequência dos

relacionamentos, a quantidade de *links* sofreu pouca alteração. Os *nodes* S01 e S02, por exemplo aumentaram um grau para o *indegree* mas não tiveram alterações para o *outdegree*. A Figura 40 mostra a estrutura da rede no período 8.

Figura 40 – Disposição da Rede - Período 8 (25/02 a 21/04)

Individualmente, os *nodes* que se destacaram nos períodos anteriores mantiveram suas medidas de liderança nas métricas. Um fato a ser mencionado é que o *node* S06 obteve neste período a mesma marca da métrica centralidade (*closeness*) que os *nodes* S01 e S02, membros do grupo amarelo (Professor / Tutores) e vários outros *nodes* obtiveram juntos (S12, S18, S19) os mesmos valores (1,285) para essa métrica, indicando novamente certa homogeneidade. Na Tabela 19 pode-se acompanhar em detalhes todos os valores das métricas de cada um dos *nodes* no período 8.

Tabela 19 – Valores de Métricas Individuais – Período 8

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	15	13	28	398	221	619	0,0353	0,0170	0,0523	1,143	31,421
S02	15	13	28	329	273	602	0,0292	0,0210	0,0502	1,143	24,520
S03	13	7	20	269	81	350	0,0207	0,0034	0,0241	1,500	6,861
S04	5	2	7	7	2	9	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	12	23	74	130	204	0,0048	0,0092	0,0140	1,214	4,879
S06	10	13	23	40	140	180	0,0024	0,0108	0,0132	1,143	5,979
S07	9	10	19	32	66	98	0,0017	0,0039	0,0056	1,357	1,767
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0001	0,0001	1,785	0
S12	9	11	20	25	57	82	0,0013	0,0037	0,0050	1,285	4,884
S18	9	10	19	19	100	119	0,0010	0,0059	0,0069	1,285	3,271
S19	8	11	19	41	101	142	0,0019	0,0066	0,0085	1,285	1,360
S21	3	7	10	3	18	21	0,0001	0,0007	0,0008	1,500	0,142
S22	5	6	11	5	17	22	0,0001	0,0006	0,0007	1,571	0,458
S23	7	4	11	13	46	59	0,0005	0,0011	0,0016	1,714	0
S25	9	7	16	51	56	107	0,0027	0,0023	0,0050	1,500	2,451
Σ	129	129	258	1311	1311	2622	0,1020	0,0862	0,1882		

No que diz respeito ao nono período, este manteve o mesmo padrão de comportamento para os grupos que já vinha sendo observado nos períodos anteriores, conforme apresentado na Figura 41.

Figura 41 – Disposição da Rede - Período 9 (25/02 a 28/04)

Os *nodes* do grupo amarelo continuam com as posições mais centrais com relação ao fluxo da rede, excetuando-se o *node* S04. O grupo vermelho tem os elementos menos envolvidos com o fluxo central de informação, enquanto os grupos azul e lilás se mantêm bastante conectados ao movimento da rede.

Nas métricas individuais, conforme apresenta-se na Tabela 20, as quantidades de *links* sofreram pouca alteração, mas a frequência de relacionamentos continua acontecendo. Destaques individuais dos valores obtidos nas métricas também continuam semelhantes a períodos anteriores. De maneira geral, destacaram-se os *nodes* S01, S02, S05 e S06. Porém, há de se notar que a métrica que indica a intermediação (*betweenness*) vem, ao longo dos últimos períodos possuindo grande variação entre sua maior marca (30,164) para o *node* S01 para valores bastante baixos (0,142) para o *node* S23.

A grande diferenciação de valores para a métrica *betweenness* pode representar na rede aqui estudada o papel do professor (*node* S01) atuando realmente como um

mediador dos compartilhamentos, bem como o trabalho de apoio dos tutores neste processo (*nodes* S02 e S03) que ao longo dos períodos também obtiveram boas marcas para as métricas, particularmente o *node* S02.

Tabela 20 – Valores de Métricas Individuais – Período 9

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
S01	15	13	28	415	232	647	0,0348	0,0169	0,0517	1,143	30,164
S02	15	13	28	347	284	631	0,0291	0,0207	0,0498	1,143	22,513
S03	13	7	20	272	81	353	0,0198	0,0032	0,0230	1,500	6,021
S04	5	2	7	7	2	9	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	12	12	24	80	140	220	0,0054	0,0094	0,0148	1,214	5,979
S06	11	13	24	42	145	187	0,0026	0,0105	0,0131	1,143	7,555
S07	9	10	19	33	69	102	0,0017	0,0039	0,0056	1,357	1,767
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0001	0,0001	1,785	0
S12	9	11	20	25	57	82	0,0013	0,0035	0,0048	1,285	4,884
S18	9	10	19	19	100	119	0,0010	0,0056	0,0066	1,285	3,247
S19	8	11	19	45	103	148	0,0020	0,0063	0,0083	1,285	1,360
S21	3	7	10	3	18	21	0,0001	0,0007	0,0008	1,500	0,142
S22	5	6	11	5	17	22	0,0001	0,0006	0,0007	1,571	0,434
S23	7	6	13	13	55	68	0,0005	0,0018	0,0023	1,571	0,142
S25	9	7	16	53	58	111	0,0027	0,0023	0,0050	1,500	1,784
Σ	131	131	262	1364	1364	2728	0,1012	0,0854	0,1866		

O grafo do período 10 (Figura 42) é, visualmente, o mais parecido com o período anterior até o presente momento. Quando comparado ao grafo do período 9 pode-se perceber que as posições dos *nodes* praticamente não sofrem alterações.

Figura 42 – Disposição da Rede - Período 10 (25/02 a 05/05)

Individualmente, com exceção do que vem acontecendo com a métrica *betweenness*, na qual pode ser verificada grande discrepância entre os valores apresentados para maiores valores em relação aos *nodes* com menores valores para esta métrica, o que pode se notar é certa aproximação dos *nodes*, principalmente com relação à centralidade (*closeness*). Isso reflete a estabilidade da rede apresentada nos grafos, principalmente entre os períodos 9 e 10.

Em termos de métricas individuais, a Tabela 21 apresenta os valores obtidos pelos *nodes* durante o período 10.

Tabela 21 – Valores de Métricas Individuais – Período 10

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	15	13	28	482	273	755	0,0338	0,0166	0,0504	1,143	28,634
S02	15	13	28	411	299	710	0,0288	0,0181	0,0469	1,143	21,184
S03	14	9	23	307	112	419	0,0201	0,0047	0,0248	1,428	6,316
S04	5	2	7	8	2	10	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	12	12	24	85	160	245	0,0048	0,0090	0,0138	1,214	4,533
S06	11	13	24	45	166	211	0,0023	0,0101	0,0124	1,143	6,866
S07	9	11	20	35	84	119	0,0015	0,0043	0,0058	1,285	2,011
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0000	1,785	0
S12	9	11	20	27	64	91	0,0011	0,0033	0,0044	1,285	4,376
S18	9	10	19	19	104	123	0,0008	0,0049	0,0057	1,285	2,898
S19	9	11	20	54	120	174	0,0023	0,0062	0,0085	1,285	1,345
S21	3	7	10	3	18	21	0,0000	0,0006	0,0006	1,500	0,142
S22	6	6	12	6	19	25	0,0002	0,0005	0,0007	1,571	0,744
S23	8	8	16	17	72	89	0,0006	0,0027	0,0033	1,428	1,152
S25	10	7	17	71	79	150	0,0033	0,0026	0,0059	1,500	1,792
Σ	136	136	272	1575	1575	3150	0,0997	0,0835	0,1832		

No que tange às métricas gerais da rede apresentadas, na Tabela 22, é importante comentar sobre a quantidade de *links*, grau médio e densidade. Nos três últimos períodos estas medidas apresentaram pequenas variações. Por um lado isso pode representar que a rede está caminhando para um limite de estabelecimento de conexões, imposto pela auto-organização dos *nodes* e seus relacionamentos, indicando talvez uma estagnação. Mas, por outro lado, isto pode representar que a rede está assumindo um estado de “maturidade” imposto pela mesma auto-organização e que, a partir desse momento, as condições de compartilhamento de conhecimento se tornam mais previsíveis em função de uma rede mais estável.

Essa “estabilidade” está baseada no fato de que o número de componentes da rede tem poucas chances de se alterar. As probabilidades de estabelecimento de *links* entre os *nodes* (densidade da rede) está assumindo valores próximos de 60% (sessenta por cento). A métrica de centralização apresenta indicações de

convergência e mesmo a métrica de intermediação do fluxo (*betweenness*), embora não apresente convergência, tem se mantido estável na indicação de poucos pontos (S01 e S02) de concentração de seus valores. Além disso os maiores valores de *betweenness* estão vinculados a *nodes* do grupo do Professor/Tutores, oferecendo oportunidades para maior divulgação de informações na rede e não para uma atuação de detenção de informações que não serão repassadas aos restante da rede ou intenções de distorção nas informações que venham colocar o estado do conhecimento compartilhado na rede em risco.

Tabela 22 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 10

Métrica da Rede	Período									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>Nodes</i>	21	27	27	28	28	15	15	15	15	15
<i>Links</i>	38	150	171	186	193	101	111	121	124	128
Component	7	4	2	1	1	1	1	1	1	1
Single components	6	3	1	0	0	0	0	0	0	0
<k> (grau médio)	1,810	5,556	6,333	6,643	6,893	6,733	7,400	8,067	8,267	8,553
<s> (peso médio)	4,333	19,852	24,556	29,214	31,179	52,133	71,000	83,200	86,600	99,933
Average Shortest Path	1,724	1,6562	1,6538	1,686	1,673	1,297	1,253	1,200	1,191	1,173
Diâmetro	3	4	4	4	4	3	2	2	2	2
Densidade	0,090	0,214	0,244	0,246	0,255	0,481	0,529	0,576	0,590	0,610
Clustering Coefficient	0,150	0,167	0,186	0,206	0,191	0,2	0,189	0,179	0,175	0,175
Average Custering Coefficient	0,386	0,501	0,549	0,597	0,580	0,727	0,736	0,745	0,760	0,768

Outro acompanhamento que pode ser comentado é a frequência dos compartilhamentos, representada pela média dos pesos. Ela é importante para mostrar que mesmo tendo *nodes* caminhado para certa estabilidade em relação ao número de *links*, a frequência de compartilhamento permaneceu em crescimento, mostrando que a rede continua ativa em seus compartilhamentos.

As métricas da média do caminho mais curto e o coeficiente médio de aglomeração apontam para um comportamento com características do efeito *Small-world*, pois à medida que o coeficiente de aglomeração aumenta, o caminho médio mais curto apresenta diminuição. Esta combinação é confirmada também, na análise do nível macro do rede, na qual o tipo de rede identificado permanece com parâmetros do modelo *Small-world*. A Tabela 23 apresenta as métricas destinada à análise dos modelos de rede e demonstra a rejeição dos testes das características do modelo Livre de Escala, quer seja por um valor de α fora dos parâmetros, que seja por meio do valor do teste de aderência (KS). Ao mesmo tempo, as medidas

confirmam a presença do “efeito *Small-world*” em todos os períodos analisados até o momento.

Tabela 23 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 10

Período	Rede Simulada		Rede Real		Efeito Small World [[Cr/Ca) / (Lr/La)]	Power Law (In degree)	KS (In degree)	Power Law (Out degree)	KS (Out degree)	Power Law (Degree)	KS (Degree)
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0,090	2,514	0,386	1,724	6,254	1,825	0,952	1,656	0,152	1,933	0,002
2	0,220	2,040	0,501	1,656	2,805	1,958	0,000	1,709	0,000	1,355	0,003
3	0,265	1,828	0,549	1,653	2,291	1,961	0,000	1,688	0,000	1,353	0,006
4	0,235	1,807	0,597	1,686	2,723	1,964	0,000	1,637	0,000	1,356	0,009
5	0,244	1,847	0,580	1,673	2,624	1,964	0,000	1,634	0,000	1,346	0,010
6	0,525	1,425	0,727	1,297	1,521	1,933	0,000	1,684	0,000	1,315	0,008
7	0,563	1,361	0,736	1,253	1,420	1,399	0,016	1,369	0,007	1,933	0,000
8	0,533	1,352	0,745	1,200	1,575	1,652	0,000	1,375	0,018	1,933	0,000
9	0,612	1,292	0,760	1,191	1,347	1,618	0,000	1,370	0,003	1,933	0,000
10	0,578	1,318	0,768	1,173	1,493	1,373	0,008	1,364	0,004	1,933	0,000

Ainda com relação aos períodos 1 a 10, na Tabela 24 é possível notar outro sinal que indica um comportamento estável para rede. A razão entre o esforço médio de absorção e o esforço médio de oferta de compartilhamento sofreu pouca variação nos últimos quatro períodos (1,179; 1,186; 1,188 e 1,193), significando que embora a rede permaneça absorvendo mais que oferta informações, esses esforços tem se mantido equilibrados.

Tabela 24 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 10

Métrica	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\langle k \rangle$	1,809	5,556	6,333	6,643	6,893	6,733	7,400	8,067	8,267	8,553
$\langle s \rangle$	4,333	19,582	24,556	29,214	31,179	52,133	71,000	83,200	86,600	99,933
β	0,138	0,099	0,096	0,093	0,096	0,117	0,105	0,102	0,101	0,099
γ	0,151	0,064	0,059	0,060	0,058	0,088	0,089	0,086	0,085	0,083
δ	0,914	1,547	1,627	1,627	1,550	1,330	1,179	1,186	1,188	1,193

5.4.7 – Análise de dados – Períodos 11 a 18

Em linhas gerais, os períodos 11 a 18 apresentaram pequenas variações na métricas de acompanhamento do comportamento da rede. A Tabela 25 apresenta os métricas da rede ao longo de todos os dezoito períodos analisados. Dos períodos 11 a 18 foram estabelecidos apenas onze novos *links* e o reflexo do acréscimo de poucos *links* representou pequenas variações nas outras métricas. Nesse contexto tornar-se importante destacar novamente a necessidade do acompanhamento da

frequência de relacionamento, representada pelos pesos dos *links*, pois a partir dos pesos pode-se verificar que a rede continuou ativa na questão de compartilhamento, embora tenham se formado poucas novas conexões entre os *nodes*.

Tabela 25 – Valores de Métricas da Rede – Período 1 a 18

Período	Métrica da Rede										
	<i>Nodes</i>	<i>Links</i>	Component	Single Component	$\langle k \rangle$	$\langle s \rangle$	Avg. Shortest Path	Diâmetro	Densidade	Clustering Coefficient	Avg.Clust. Coefficient
1	21	38	7	6	1,810	4,333	1,724	3	0,090	0,150	0,386
2	27	150	4	3	5,556	19,852	1,656	4	0,214	0,167	0,501
3	28	171	2	1	6,333	24,556	1,654	4	0,244	0,186	0,549
4	28	186	1	0	6,643	29,214	1,686	4	0,246	0,206	0,597
5	15	193	1	0	6,893	31,179	1,673	4	0,255	0,191	0,580
6	15	101	1	0	6,733	52,133	1,297	3	0,481	0,200	0,727
7	15	111	1	0	7,400	71,000	1,253	2	0,529	0,189	0,736
8	15	121	1	0	8,067	83,200	1,200	2	0,576	0,179	0,745
9	15	124	1	0	8,267	86,600	1,191	2	0,590	0,175	0,760
10	15	128	1	0	8,553	99,933	1,173	2	0,610	0,175	0,768
11	15	130	1	0	8,667	115,400	1,164	2	0,619	0,173	0,772
12	15	131	1	0	8,733	122,400	1,155	2	0,624	0,175	0,771
13	15	133	1	0	8,867	125,000	1,155	2	0,633	0,169	0,780
14	15	133	1	0	8,867	125,467	1,155	2	0,633	0,169	0,780
15	15	136	1	0	9,067	134,600	1,146	2	0,648	0,168	0,793
16	15	137	1	0	9,133	137,867	1,146	2	0,652	0,165	0,797
17	15	141	1	0	9,400	141,733	1,128	2	0,671	0,166	0,810
18	15	141	1	0	9,400	142,467	1,128	2	0,671	0,166	0,810

Em linhas gerais, pode-se notar que a rede aumentou a média de graus dos nodes durante os períodos. Mesmo quando houve redução na quantidade de elementos, a rede manteve esta característica tendendo para uma certa estabilização nos últimos períodos. O aumento dos graus resultou em um aumento da densidade da rede com maior probabilidade de conexões. Seguindo o comportamento da média das conexões, a densidade também apresentou certa tendência a se estabilizar nos períodos finais da análise. Os Gráficos 1 e 2 ilustram, respectivamente, o comportamento da quantidade média dos graus e da densidade da rede ao longo dos 18 períodos analisados.

Gráfico 1 – Média dos Graus - Períodos 1 a 18

Gráfico 2 – Densidade – Períodos 1 a 18

Pode-se verificar também que a média dos pesos foi crescente ao longo dos períodos. Dentro da dinâmica de análise deste estudo isso indica que os *links* criados entre os *nodes* mantiveram-se ativos e que o fluxo de compartilhamento na rede também foi crescente ao longo dos períodos analisados. O Gráfico 3 ilustra o comportamento da média dos pesos.

Gráfico 3 – Média dos Pesos - Frequência

O comportamento da rede dentro das perspectivas do modelo Livre-de-Escala foi descartado durante todos os períodos, quer seja pelo cálculo dos valores do expoente α fora da faixa de valores previstos ($2 < \alpha < 3$), quer seja pela falha do teste de aderência $KS < 0,05$ (valores apresentados na Tabela 26).

No que diz respeito ao comportamento do modelo da rede durante esses períodos, destaca-se a presença do comportamento dentro dos padrões do “efeito *Small-world*”. As métricas da média do coeficiente de clusterização e do caminho médio mais curto (vide Tabela 26) tiveram comportamento dentro deste padrão, pois novamente, à medida que o coeficiente de clusterização aumenta, o caminho médio mais curto diminui, seguindo o comportamento descrito pela literatura para este modelo de rede. A confirmação do comportamento da rede dentro do modelo “*Small-world*” se deu pelo cálculo da presença deste efeito (valores acima de 1) durante todos os períodos.

Tabela 26 – Métricas dos Modelos de Redes – Períodos 1 a 18

Período	Rede Simulada		Rede Real		Efeito Small World [(Cr/Ca) / (Lr/La)]	Power Law (In degree)	KS (In degree)	Power Law (Out degree)	KS (Out degree)	Power Law (Degree)	KS (Degree)
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0,090	2,514	0,386	1,724	6,254	1,825	0,952	1,656	0,152	1,933	0,002
2	0,220	2,040	0,501	1,656	2,805	1,958	0,000	1,709	0,000	1,355	0,003
3	0,265	1,828	0,549	1,653	2,291	1,961	0,000	1,688	0,000	1,353	0,006
4	0,235	1,807	0,597	1,686	2,723	1,964	0,000	1,637	0,000	1,356	0,009
5	0,244	1,847	0,580	1,673	2,624	1,964	0,000	1,634	0,000	1,346	0,010
6	0,525	1,425	0,727	1,297	1,521	1,933	0,000	1,684	0,000	1,315	0,008
7	0,563	1,361	0,736	1,253	1,420	1,399	0,016	1,369	0,007	1,933	0,000
8	0,533	1,352	0,745	1,200	1,575	1,652	0,000	1,375	0,018	1,933	0,000
9	0,612	1,292	0,760	1,191	1,347	1,618	0,000	1,370	0,003	1,933	0,000
10	0,578	1,318	0,768	1,173	1,493	1,373	0,008	1,364	0,004	1,933	0,000
11	0,602	1,292	0,772	1,164	1,423	1,367	0,001	1,362	0,004	1,933	0,000
12	0,598	1,299	0,771	1,155	1,450	1,366	0,001	1,361	0,004	1,933	0,000
13	0,619	1,283	0,780	1,155	1,400	1,363	0,001	1,359	0,005	1,933	0,000
14	0,602	1,334	0,780	1,155	1,496	1,363	0,001	1,359	0,005	1,933	0,000
15	0,696	1,212	0,793	1,146	1,205	1,360	0,002	1,356	0,005	1,933	0,000
16	0,681	1,233	0,797	1,146	1,259	1,358	0,002	1,355	0,005	1,933	0,000
17	0,657	1,244	0,810	1,128	1,360	1,354	0,001	1,352	0,003	1,933	0,000
18	0,643	1,260	0,810	1,128	1,407	1,354	0,001	1,352	0,003	1,933	0,000

No que tange ao comportamento das métricas de compartilhamento de conhecimento, pode-se notar que a rede manteve seu direcionamento na maior absorção do que oferta de informação. Na Tabela 27 pode-se acompanhar os valores indicativos do esforço da rede em absorver informação (β), do esforço pela oferta de informação (γ) e da razão entre eles (δ).

Tabela 27 – Métricas de Acompanhamento – Período 1 a 18

Período	Métrica				
	$\langle k \rangle$	$\langle s \rangle$	β	γ	δ
1	1,809	4,333	0,138	0,151	0,914
2	5,852	20,815	0,099	0,064	1,547
3	6,333	24,556	0,096	0,059	1,627
4	6,643	29,214	0,093	0,060	1,627
5	6,893	31,179	0,096	0,058	1,550
6	6,733	52,133	0,117	0,088	1,330
7	7,400	71,000	0,105	0,089	1,179
8	8,067	83,200	0,102	0,086	1,186
9	8,267	86,600	0,101	0,085	1,188
10	8,553	99,933	0,099	0,083	1,193
11	8,667	115,400	0,097	0,081	1,198
12	8,733	122,400	0,096	0,081	1,185
13	8,867	125,000	0,095	0,081	1,173
14	8,867	124,467	0,095	0,081	1,173
15	9,067	134,600	0,094	0,080	1,175
16	9,133	137,867	0,093	0,080	1,163
17	9,400	141,733	0,090	0,079	1,139
18	9,400	142,467	0,090	0,079	1,139

Os Gráficos 4 e 5 também ilustram o comportamento da oferta e absorção de informação na rede durante os períodos 1 a 18. No Gráfico 4 é possível perceber que, embora no primeiro período tenha havido mais oferta do que absorção de informação, esta situação se inverte a partir do segundo período. Durante todos os outros períodos houve mais absorção do que oferta de informação, com destaque para os primeiros períodos, quando a rede tinha um número maior de componentes e as diferenças entre absorção e oferta de informação foram maiores, tornando a rede mais “produtiva” no sentido de direcionamento para ser uma rede que onde os elementos tem maiores chances de aprender. No sexto período ocorre um “pico” na oferta da informação e nos períodos seguintes essa situação parece tender a se equilibrar.

É natural que o grupo tenha diminuído o fluxo de absorção de informação pois os períodos finais são também a época de final do semestre da disciplina. Porém, se fosse um outro tipo de grupo como uma empresa, por exemplo, a situação vista nos períodos 17 e 18 do Gráfico 4 indicaria a necessidade de ações para que a rede voltasse a aumentar as distâncias entre absorção e oferta de informação. Seria o momento de ações que façam alterações nos objetos de conhecimento, alterando-os, inserindo novos objetos ou então trazendo novos membros à rede para lhe dar expectativas de retomada da absorção de novas informações.

Gráfico 4 – Absorção e Oferta de Informação - Períodos 1 a 18

No Gráfico 5 pode-se acompanhar o comportamento da razão entre a absorção e a oferta de informação na rede. Ele é uma consequência das informações do Gráfico 4, logo, foi possível visualizar a inversão do fluxo da informação no período 2 quando o valor de δ passou a ser maior que 1, seguido do crescimento da absorção da informação nos períodos 2 a 6 e depois uma certa “estabilidade” nos períodos de 7 a 18.

Gráfico 5 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18

Em termos da análise dos grupos, houve pouca alteração em relação às suas posições na rede ou comportamento em relação ao compartilhamento. As Figuras 44 a 50 apresentam os grafos das redes nos períodos de 11 a 18.

Figura 44 – Período 11 (25/02 a 12/05)

Figura 43 – Período 12 (25/02 a 19/05)

O grupo amarelo manteve sua posição como uma espécie de “núcleo” central no fluxo da rede, com exceção do *node* S04. Os grupos lilás e azul mantiveram seus membros sempre bastante próximos da movimentação do fluxo de informação enquanto o grupo vermelho teve dois de seus membros (*nodes* S21 e S22) mais afastados. O *node* S09 que permaneceu participando da disciplina mas não quis se vincular a nenhum grupo também manteve sua posição de certa distância dos *nodes* centrais.

Figura 45 – Período 13 (25/02 a 26/05)

Figura 46 – Período 14 (25/02 a 02/06)

Pode-se notar que mesmo que os grafos apresentem algumas alterações no posicionamento dos *nodes*, eles se mostram bastante parecidos visualmente, principalmente os períodos 13 e 14. Nos períodos 15 a 18 é possível notar alguma alteração das posições dos grupos em relação a sua localização no grafo. O grupo vermelho, por exemplo, nas Figura 47 e 49 está posicionado mais à esquerda e nas Figura 48 e 50 está posicionado mais na parte superior do grafo. Porém, conforme já mencionado, as suas posições “relativas” ao movimento da rede permanecem bastante semelhantes ao longo destes últimos períodos de análise.

Figura 47 – Período 15 (25/02 a 09/06)

Figura 48 – Período 16 (25/02 a 16/06)

Figura 49 – Período 17 (25/02 a 23/06)

Figura 50 – Período 18 (25/02 a 30/06)

Outra análise interessante que a métrica Degree-Weight permitiu fazer foi identificar, para cada grupo, sua posição em relação ao fluxo de compartilhamento. Ao se somar as métricas de Indegree-Weight de cada participante foi possível determinar o comportamento do grupo em relação à absorção de informação e

quando se soma o Outdegree-Weight de cada membro de um mesmo grupo, obtém-se o comportamento do grupo em relação à oferta de conhecimento.

Esta visão é particularmente interessante quando se pretende realizar ações direcionadas a grupos específicos em função de sua posição no fluxo da rede e permite realizar uma abordagem no nível meso, entendendo melhor o que está acontecendo internamente com cada grupo.

O Gráfico 6 ilustra a absorção de informação nos grupos ao longo dos dezoito períodos de análise. Destaca-se claramente a atuação do grupo de Tutores com uma condição de absorção de informação bastante superior aos outros grupos.

Gráfico 6 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18

No Gráfico 7 estão registrados os valores de Outdegree-Weight acumulado para os grupos. O destaque para o grupo de Tutores só é muito diferente no primeiro período, mas a partir do segundo período, os valores passam a estar bastante próximos do comportamento dos outros grupos da rede, especialmente do grupo da Engenharia de Conforto e bem-estar.

Gráfico 7 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18

O Gráfico 8 mostra a razão entre o esforço para absorver e ofertar informação realizado por cada um dos grupos. Os maiores valores de foram obtidos pelo grupo de Tutores. Entre o grupo de estudantes, destacou-se o grupo de Engenharia das Coisas Grandes. No primeiro período o grupo que havia obtido destaque era o de Engenharia das Coisas Intangíveis, mas esse grupo era composto por aqueles membros que se desligaram da disciplina.

Cada grupo trabalhou com um assunto diferente e por isso, as indicações de oferta de informação podem representar que houve um destaque no grupo a respeito de um determinado assunto. Isso pode significar que as informações apresentadas encontraram receptividade nos elementos do grupo, havendo interesse pelo fluxo de informação.

Baixos valores para a oferta, indicam que o grupo tem se esforçado pouco em “capturar” informações sobre aquele determinado domínio de conhecimento, ou ainda, que não há interesse dos elementos do naquele tipo de assunto.

Ressalta-se a interpretação do valor de δ como um indicador da proporção do esforço e do comportamento da relação entre absorção e oferta de informação. No Gráfico 6, o destaque do grupo de estudantes foi o grupo de Engenharia e Bem-Estar. Esta posição se manteve no Gráfico 7, porém, foi o grupo de Engenharia das

Coisas Grandes quem obteve a “melhor” proporção de absorção entre os grupos de estudantes.

Há de se considerar que o grupo de Tutuores tinha um papel diferenciado no contexto da rede, atuando como incentivador do fluxo da rede. Dentre as atividades do grupo, entende-se que a prioridade em responder questões apresentadas por outros elementos da rede em relação ao andamento da disciplina ou outros tipos de dúvidas, era do grupo de Tutores. Essa compreensão é importante para que se possa olhar para os outros grupos de maneira distinta para perceber o que acontece na rede sem a presença do grupo de tutores.

Gráfico 8 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 18

No nível da análise micro da rede, diante de uma rede com poucas alterações, as métricas individuais também sofreram poucas modificações. As Tabelas 28 a 35 retraram esta situação.

Tabela 28 – Valores de Métricas Individuais – Período 11

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	12	26	533	278	811	0,0332	0,0148	0,0480	1,143	28,616
S02	14	12	26	435	283	718	0,0271	0,0151	0,0422	1,143	18,576
S03	13	9	22	350	159	509	0,0202	0,0064	0,0266	1,357	8,583
S04	5	2	7	8	2	10	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	11	22	91	171	262	0,0044	0,0084	0,0128	1,214	4,491
S06	10	12	22	45	175	220	0,0020	0,0093	0,0113	1,143	5,466
S07	8	10	18	40	107	147	0,0014	0,0048	0,0062	1,2856	1,970
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0001	1,785	0
S12	8	10	18	28	63	91	0,0010	0,0028	0,0038	1,285	2,934
S18	9	10	19	19	113	132	0,0008	0,0050	0,0058	1,285	2,898
S19	8	11	19	55	136	191	0,0020	0,0066	0,0086	1,214	2,403
S21	5	7	12	5	25	30	0,0001	0,0008	0,0009	1,5	0,410
S22	6	6	12	6	19	25	0,0002	0,0005	0,0007	1,571	0,744
S23	8	8	16	22	102	124	0,0008	0,0036	0,0044	1,428	1,152
S25	10	7	17	89	95	184	0,0040	0,0030	0,0069	1,500	1,751
Σ	130	130	260	1731	1731	3462	0,0972	0,0811	0,1783		

Tabela 29 – Valores de Métricas Individuais – Período 12

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	12	26	572	291	863	0,0333	0,0145	0,0478	1,143	28,210
S02	14	12	26	466	300	766	0,0271	0,0150	0,0421	1,143	18,170
S03	13	9	22	356	160	516	0,0192	0,0060	0,0252	1,357	8,565
S04	5	2	7	8	2	10	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	11	22	93	182	275	0,0043	0,0083	0,0126	1,214	4,085
S06	10	12	22	50	184	234	0,0021	0,0092	0,0113	1,143	5,448
S07	8	11	19	43	128	171	0,0014	0,0059	0,0073	1,214	2,815
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0001	1,785	0
S12	8	10	18	28	63	91	0,0009	0,0026	0,0036	1,285	2,829
S18	9	10	19	19	113	132	0,0007	0,0047	0,0054	1,285	2,880
S19	8	11	19	58	149	207	0,0019	0,0068	0,0087	1,214	2,385
S21	5	7	12	5	25	30	0,0001	0,0007	0,0008	1,500	0,410
S22	7	6	13	8	19	27	0,0002	0,0005	0,0007	1,571	0,869
S23	8	8	16	26	109	135	0,0009	0,0036	0,0045	1,428	0,880
S25	10	7	17	99	108	207	0,0041	0,0031	0,0073	1,500	1,446
Σ	131	131	262	1836	1836	3672	0,0965	0,0810	0,1775		

Tabela 30 – Valores de Métricas Individuais – Período 13

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	584	302	886	0,0328	0,0157	0,0485	1,071	30,010
S02	14	12	26	478	306	784	0,0268	0,0147	0,0415	1,143	16,665
S03	13	9	22	360	164	524	0,0188	0,0059	0,0247	1,357	7,598
S04	5	2	7	8	2	10	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0,000
S05	11	11	22	93	184	277	0,0041	0,0081	0,0122	1,214	3,863
S06	10	12	22	50	184	234	0,0020	0,0089	0,0109	1,143	4,693
S07	9	11	20	47	128	175	0,0017	0,0056	0,0073	1,214	3,144
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0000	1,786	0,000
S12	8	10	18	28	63	91	0,0009	0,0025	0,0034	1,286	2,466
S18	9	10	19	19	113	132	0,0007	0,0045	0,0052	1,286	2,830
S19	8	11	19	58	149	207	0,0019	0,0066	0,0084	1,214	1,815
S21	6	7	13	6	25	31	0,0001	0,0007	0,0008	1,500	0,504
S22	7	6	13	8	19	27	0,0002	0,0005	0,0007	1,571	0,831
S23	8	9	17	26	121	147	0,0008	0,0044	0,0052	1,357	1,173
S25	10	7	17	105	112	217	0,0042	0,0031	0,0073	1,500	1,409
Σ	133	133	266	1875	1875	3750	0,0952	0,0814	0,1766		

Tabela 31 – Valores de Métricas Individuais – Período 14

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	588	304	892	0,0329	0,0158	0,0487	1,071	30,009
S02	14	12	26	479	310	789	0,0268	0,0149	0,0417	1,143	16,664
S03	13	9	22	362	165	527	0,0188	0,0059	0,0247	1,357	7,597
S04	5	2	7	8	2	10	0,0002	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	11	22	93	184	277	0,0041	0,0081	0,0122	1,214	3,863
S06	10	12	22	50	184	234	0,0020	0,0088	0,0108	1,143	4,693
S07	9	11	20	47	128	175	0,0017	0,0056	0,0073	1,214	3,144
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0001	1,785	0
S12	8	10	18	28	63	91	0,0009	0,0025	0,0034	1,285	2,465
S18	9	10	19	19	113	132	0,0007	0,0045	0,0052	1,285	2,829
S19	8	11	19	58	149	207	0,0019	0,0065	0,0084	1,214	1,814
S21	6	7	13	6	25	31	0,0001	0,0007	0,0008	1,500	0,503
S22	7	6	13	8	19	27	0,0002	0,0005	0,0007	1,571	0,831
S23	8	9	17	26	121	147	0,0008	0,0044	0,0052	1,357	1,172
S25	10	7	17	105	112	217	0,0042	0,0031	0,0073	1,500	1,408
Σ	133	133	266	1882	1882	3764	0,0953	0,0814	0,1766		

Tabela 32 – Valores de Métricas Individuais – Período 15

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	637	323	960	0,0325	0,0153	0,0478	1,071	29,110
S02	14	12	26	521	325	846	0,0266	0,0142	0,0408	1,143	15,805
S03	13	10	23	390	183	573	0,0185	0,0067	0,0251	1,285	7,6301
S04	5	2	7	8	2	10	0,0001	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	11	22	95	190	285	0,0038	0,0076	0,0114	1,214	3,437
S06	11	12	23	54	201	255	0,0022	0,0088	0,0109	1,143	4,511
S07	9	11	20	50	146	196	0,0016	0,0058	0,0075	1,214	2,751
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0001	1,785	0
S12	8	10	18	29	63	92	0,0008	0,0023	0,0031	1,285	2,025
S18	9	11	20	19	131	150	0,0006	0,0052	0,0059	1,214	3,329
S19	8	11	19	58	155	213	0,0017	0,0062	0,0079	1,214	1,424
S21	7	8	15	8	31	39	0,0002	0,0009	0,0011	1,428	0,361
S22	7	6	13	8	19	27	0,0002	0,0004	0,0006	1,571	0,831
S23	8	9	17	26	121	147	0,0008	0,0040	0,0047	1,357	1,172
S25	11	7	18	111	126	237	0,0044	0,0032	0,0077	1,500	1,608
Σ	136	136	272	2.019	2019	4.038	0,0940	0,0807	0,1747		

Tabela 33 – Valores de Métricas Individuais – Período 16

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	644	327	971	0,0318	0,0150	0,0468	1,071	28,690
S02	14	12	26	539	340	879	0,0266	0,0144	0,0410	1,143	15,371
S03	13	11	24	401	188	589	0,0184	0,0073	0,0257	1,214	8,505
S04	5	2	7	8	2	10	0,0001	0,0000	0,0002	1,857	0
S05	11	11	22	96	190	286	0,0037	0,0074	0,0111	1,214	3,169
S06	11	12	23	54	206	260	0,0021	0,0087	0,0108	1,143	4,497
S07	9	11	20	58	159	217	0,0018	0,0062	0,0080	1,214	2,484
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0000	1,785	0
S12	8	10	18	30	66	96	0,0008	0,0023	0,0032	1,285	1,791
S18	9	11	20	19	131	150	0,0006	0,0051	0,0057	1,214	3,329
S19	8	11	19	58	159	217	0,0016	0,0062	0,0078	1,214	1,410
S21	7	8	15	8	31	39	0,0002	0,0009	0,0011	1,428	0,347
S22	8	6	14	10	19	29	0,0003	0,0004	0,0007	1,571	0,942
S23	8	9	17	26	121	147	0,0007	0,0038	0,0046	1,357	1,119
S25	11	7	18	112	126	238	0,0043	0,0031	0,0075	1,500	1,341
Σ	137	137	274	2068	2068	4136	0,0933	0,0808	0,1742		

Tabela 34 – Valores de Métricas Individuais – Período 17

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	659	327	986	0,0308	0,0142	0,0450	1,071	27,727
S02	14	12	26	553	357	910	0,0258	0,0143	0,0401	1,143	14,407
S03	13	11	24	410	195	605	0,0178	0,0072	0,0249	1,214	7,542
S04	5	2	7	8	2	10	0,0001	0,0000	0,0001	1,857	0
S05	11	11	22	96	190	286	0,0035	0,0070	0,0105	1,214	2,745
S06	11	12	23	54	206	260	0,0020	0,0082	0,0102	1,143	4,015
S07	10	12	22	64	174	238	0,0021	0,0070	0,0091	1,143	2,886
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0000	1,785	0
S12	8	11	19	32	78	110	0,0009	0,0029	0,0037	1,214	1,501
S18	9	12	21	20	136	156	0,0006	0,0054	0,0060	1,143	3,015
S19	8	11	19	58	159	217	0,0015	0,0058	0,0074	1,214	1,154
S21	9	8	17	10	31	41	0,0003	0,0008	0,0011	1,428	0,650
S22	9	7	16	13	21	34	0,0004	0,0005	0,0009	1,500	1,363
S23	8	9	17	26	121	147	0,0007	0,0036	0,0043	1,357	0,823
S25	11	7	18	118	126	244	0,0043	0,0029	0,0073	1,500	1,164
Σ	141	141	282	2126	2126	4252	0,0909	0,0799	0,1708		

Tabela 35 – Valores de Métricas Individuais – Período 18

Node	In degree	Out degree	Degree	Weighted Indegree	Weighted Out degree	Weighted Degree	In degree Weight	Out degree Weight	Degree Weight	Closeness Centrality	Between ness Centrality
S01	14	13	27	663	327	990	0,0308	0,0141	0,0449	1,071	27,727
S02	14	12	26	555	366	921	0,0258	0,0146	0,0404	1,143	14,407
S03	13	11	24	410	195	605	0,0177	0,0071	0,0248	1,214	7,542
S04	5	2	7	8	2	10	0,0001	0,0000	0,0001	1,857	0
S05	11	11	22	96	190	286	0,0035	0,0069	0,0104	1,214	2,745
S06	11	12	23	54	206	260	0,0020	0,0082	0,0102	1,143	4,015
S07	10	12	22	66	175	241	0,0022	0,0070	0,0092	1,143	2,886
S09	1	3	4	5	3	8	0,0000	0,0000	0,0000	1,785	0
S12	8	11	19	33	78	111	0,0009	0,0028	0,0037	1,214	1,501
S18	9	12	21	21	137	158	0,0006	0,0055	0,0061	1,143	3,015
S19	8	11	19	58	159	217	0,0015	0,0058	0,0073	1,214	1,154
S21	9	8	17	10	31	41	0,0003	0,0008	0,0011	1,428	0,650
S22	9	7	16	14	21	35	0,0004	0,0005	0,0009	1,500	1,363
S23	8	9	17	26	121	147	0,0007	0,0036	0,0043	1,357	0,823
S25	11	7	18	118	126	244	0,0043	0,0029	0,0072	1,500	1,164
Σ	141	141	282	2137	2137	4274	0,0909	0,0799	0,1708		

Destaca-se nesse ambiente de estabilidade e de acompanhamento da rede ao longo do tempo que é importante notar novamente a representatividade que assumem as métricas relacionadas com o peso. Na estrutura de análise deste trabalho, em função do peso ter o significado da frequência com que os compartilhamentos acontecem entre os nodes, se não fosse a presença desta medida não seria possível detectar que a rede continua ativa. Os períodos 13 e 14, assim como os períodos 17 e 18, não apresentaram alterações quanto ao número de conexões e, nesses casos, foi a frequência que demonstrou que, mesmo sem a formação de novas conexões, o compartilhamento de informações persiste.

5.5 - Proposta de Ações

O objetivo do Quadro 16 é mostrar quais seriam as possibilidades de ações que podem ser implementadas para atuar na rede como condutoras de favorecimento ao compartilhamento do conhecimento. A estrutura do Quadro 16 apresenta a proposta das ações acompanhadas de um resumo das análises do significado das métricas da ARS no ambiente de compartilhamento do conhecimento. As propostas baseiam-se nos conceitos apresentados na revisão bibliográfica que abordou a definição das métricas e as motivações para o compartilhamento do conhecimento. Além disso foram consideradas as análises da rede nos dezoito períodos de coleta de dados.

Ordem	Métrica	Resumo da análise do significado da métrica para o compartilhamento do conhecimento	Ação
1	Outdegree	Maiores valores indicam os responsáveis pela difusão de conhecimento. Uma diferença muito grande de valores e poucos <i>nodes</i> com altos valores indica que a rede está concentrada em poucos pontos de difusão para o conhecimento. Baixos valores indicam que os <i>nodes</i> contribuíram pouco com o fluxo de informação.	Melhorar formas de difusão do conhecimento no que diz respeito ao início de propagação de informações na rede. Aumentar pontos de difusão desta informação por meio de tecnologia da informação (<i>web site</i> , por exemplo), fazer a informação chegar também aos <i>nodes</i> com menor grau, mas que possuem posição importante em outras métricas. Com relação aos incentivos, esta ação é exercida, primeiramente, em termos individuais.
2	Indegree	Maiores valores representam <i>nodes</i> na rede que possuem importância sob a perspectiva de absorver informação. Uma diferença muito grande de valores e poucos graus com altos valores indica que membros da rede podem estar sobrecarregados e que a rede possui poucos pontos de referência para aquisição do conhecimento.	Melhorar formas de repositório de informações para que se tenha mais pontos de busca de conhecimento. Implantar formas padronizadas de compartilhamento do conhecimento, tais como comunidades de prática, grupos de estudo e trabalhos em grupo. As ações de impacto nesta métrica são realizadas primordialmente no nível do incentivo individual.
3	Closeness	Membros com um baixo valor para <i>closeness</i> devem ser estimulados à se integrarem para criar novas conexões com outros membros, de maneira a permitir que não permaneçam isolados das condições de absorver e partilhar conhecimento.	Desenvolver atividades de socialização (se possível, tais como encontros informais). Implantar formas padronizadas de compartilhamento de conhecimento como, por exemplo, comunidades de prática, grupos de estudo e trabalhos em grupo. As propostas de incentivo para <i>closeness</i> ocorrem, originalmente, na prática de incentivos para o grupo.
4	Density	Uma baixa densidade indica	Melhorar possibilidades de contato entre

Ordem	Métrica	Resumo da análise do significado da métrica para o compartilhamento do conhecimento	Ação
		que existe pouco contato entre os membros em relação à possibilidade de contatos existentes. Isto poderia uma indicação de subutilização das capacidades da rede para o compartilhamento do conhecimento. <i>Nodes</i> desconectados uns dos outros significa conhecimento acumulado somente no <i>node</i> e que o compartilhamento é baixo	os membros. Pode ser implantado ou estimulado o uso de tecnologia da informação que apoie este processo. Desenvolver atividades de socialização (se possível, tais como encontros informais). Implantar formas padronizadas de compartilhamento de conhecimento, tais como comunidades de prática, grupos de estudo e trabalhos em grupo. Incentivar a concepção de trabalho em equipe. Os incentivos para <i>betweenness</i> ocorrerão, principalmente, em referência ao grupo.
5	Betweenness	Altos valores de <i>betweenness</i> indicam pontos importantes no caminho que a informação tem que passar para chegar a todos os membros da rede. Eles podem representar “gargalos” e ao mesmo tempo concedem ao <i>node</i> o poder de bloquear difusão de conhecimento para parte da rede. Em função disso, o estímulo do compartilhamento parecer estar na contramão da concentração de <i>betweenness</i> . Ao mesmo tempo retirar estes membros da rede implicaria na divisão da rede em grupos isolados.	Melhorar possibilidades de contato entre os membros dos subgrupos. Pode ser implantado ou estimulado o uso de tecnologia da informação que apoie este processo. Estimular contato entre os diferentes subgrupos da rede. Promover eventos que possam integrar estes subgrupos. Implantar mecanismos de reconhecimento para subgrupos que mais compartilham conhecimento. Incentivar a concepção de trabalho em equipe. Em termos de incentivo, estes ocorrerão, primeiramente, para o grupo.

Quadro 16 – Proposta de Diretrizes

Vale mencionar que as ações indicadas não são nenhuma “grande novidade”. Provavelmente estão dentro do contexto dos incentivos ao conhecimento mencionados no Capítulo 3 ou em um ambiente onde haja preocupação em manter o “espírito de equipe” na realização de atividades, ou ainda daquelas organizações preocupadas com um bom ambiente de relacionamento entre as pessoas. Porém, no contexto deste trabalho, a importância dada à realização dessas ações está na perspectiva de que elas podem ser capazes de atuar nas práticas dos indivíduos com relação ao compartilhamento do conhecimento e que, a partir de cada indivíduo, a rede possa se estruturar, de uma maneira que venha a favorecer esse compartilhamento para todos os outros indivíduos.

Na perspectiva de sistemas complexos não se espera obter um resultado único, baseado em um valor absoluto. Nem pode-se esperar que as mesmas ações

produzam resultados exatamente iguais em todos os casos em que forem utilizadas. Por isso é importante compreender a situação em que a rede se encontra com relação ao seu modelo, o posicionamento dos grupos e o papel do indivíduos, esforço feito nas seções anteriores deste Capítulo.

5.6 - Ações a Serem Aplicadas nas Redes

Para acompanhar os impactos do uso da ações na estrutura da rede foram escolhidos dois grupos diferentes de estudantes com uma quantidade próxima de elementos. O primeiro grupo, chamado de Rede 1 (R1), continha inicialmente sessenta e oito elementos e o segundo grupo, chamado de Rede 2 (R2), tinha cinquenta e nove elementos.

A coleta de dados para esta etapa de avaliação foi compreendida entre os dias 01 de Agosto de 2013 a 20 de Setembro de 2013, divididos em cinco períodos para cada uma das redes.

O Quadro 17 apresenta as divisões utilizadas para compor cada período analisado nesta etapa da pesquisa. Assim como na etapa de análise de dados, a maioria dos períodos representa uma semana de atividades das disciplinas com início no dia da semana em que a disciplina foi ministrada.

Coleta	Rede	Início	Término	Observações
01	R1	01/08/2013	07/08/2013	
	R2	02/08/2013	08/08/2013	
02	R1	08/08/2013	14/08/2013	
	R2	09/08/2013	15/08/2013	
03	R1	15/08/2013	21/08/2013	
	R2	16/08/2013	22/08/2013	
04	R1	22/08/2013	28/08/2013	
	R2	23/08/2013	29/08/2013	
05	R1	30/08/2013	18/09/2013	Ausência professor e Semana da Pátria
	R2	31/08/2013	19/09/2013	

Quadro 17 – Coleta de dados no período comparativo

Os dois grupos são formados por alunos do mesmo curso de Engenharia, da mesma instituição de ensino e cursam disciplinas ministradas pelo mesmo professor. Os assuntos abordados nas duas disciplinas estão ligados à uma mesma área do

conhecimento. Os dois grupos receberam apoio de tutores para a realização das atividades da disciplina. Essas indicações foram adotadas no intuito de se obter dois grupos que possuísem características de um ambiente bastante similar.

Nos dois grupos a realização de atividades no ambiente *web* fazia parte da nota de avaliação, com característica de um incentivo individual. As ações realizadas com os grupos foram também bastante parecidas. Porém, a Rede 1 recebeu algumas ações diferenciadas, como um conteúdo específico direcionado à formação de equipes e a presença de elementos vindos de empresas, além dos colegas de classe. O Quadro 18 apresenta as ações e a indicação de qual grupo (rede) recebeu quais ações. Além disso o Quadro 18 mostra também o relacionamento das ações realizadas na rede com a visão geral das ações apresentadas anteriormente na no Quadro 16 (vide seção 5.5 deste Capítulo).

Ação	Vínculo Com Ações (Quadro 16)	Descrição da Ação	Rede 1	Rede 2
A	1, 2, 5	Realização de atividades no ambiente web de apoio (Facebook®)	SIM	SIM
B	1,2, 5	Realização de atividades no ambiente Moodle	SIM	SIM
C	1,2	Participação no ambiente web como parte da avaliação	SIM	SIM
D	3, 5	Apoio de tutores	SIM	SIM
E	1,2,3,4	Definição do formato de apresentação de conteúdo e da discussão de assuntos no ambiente web	SIM	NÃO
F	3, 4, 5	Conteúdo específico sobre formação de equipes	SIM	NÃO
G	3, 4, 5	Convite de membros de empresa para participar do ambiente web (Facebook®) para incentivar a vivência da prática	SIM	NÃO
H	1, 2, 3, 4 e 5	Troca periódica dos líderes de cada grupo	SIM	NÃO

Quadro 18 – Atividades realizadas com as redes

Conforme apresentado no Quadro 18, algumas atividades foram realizadas nas duas Redes porque foi necessário oferecer à Rede 2 algumas atividades para

garantir o funcionamento da disciplina. As ações A, B, C e D foram aplicadas igualmente em R1 e R2.

Cada uma das atividades estava relacionada com seus reflexos na métricas da ARS, conforme as propostas de ações que foram apresentadas no Quadro 16. Os reflexos esperados para as atividades propostas podem ser assim descritos:

- **A** – Relaciona-se com as métricas de *outdegree*, *degree* e *betweenness*. Ao fazer uso de um ambiente *web* para compartilhar o conhecimento, espera-se que os *nodes* tenham chance de oferecer e receber informação, impulsionando as métricas relacionadas com os graus de entrada e saída. É uma atividade que potencializa primeiramente a condição individual de cada node na rede. Com relação à medida de *betweenness*, o ambiente *web* deve oferecer condições para que o fluxo de informação na rede não se torne dependente de apenas poucos pontos de origem da informação;
- **B** – A realização de atividades no ambiente Moodle tem as mesmas indicações da proposta de uso do ambiente do Facebook®. O ambiente Moodle é um *software* elaborado para auxiliar nas atividades didáticas com recursos baseados em conceitos pedagógicos. Ele oferece, por exemplo, a possibilidade de atribuir notas a atividades. Porém as atividades realizadas neste ambiente, não foram incorporadas às análises realizadas neste estudo, mas foram citadas aqui para contribuir com a descrição do conjunto de atividades que foram realizadas nas disciplinas;
- **C** – Ao incorporar a realização das atividades no Facebook® como fator integrante da nota do aluno, a atividade C representa um incentivo individual à participação do integrante da rede em seu fluxo de informação, quer seja para o envio ou para a recepção de informação que circula pela rede. Os impactos esperados são também, inicialmente, para as situações individuais do *node*, mas as métricas individuais causarão impacto na estrutura da rede como um todo;
- **D** – O apoio de tutores às atividades dos grupos que formam a rede já havia sido utilizado nos períodos iniciais de análise. Esta atividade foi incluída para que os *nodes* tenham referência para atividades realizadas na rede. Ao mesmo tempo a atividade de um grupo atuando como fomentador do fluxo da rede é importante para que a rede não interrompa seu processo de compartilhamento. Os reflexos dessa atividade devem resultar em uma maior

- aproximação dos grupos, estreitando laços entre os elementos do próprio grupo e também de todos os grupos em torno do fluxo de informação da rede;
- **E** – Regras são elementos que influenciam o comportamento do sistema. O fato de definir como os assuntos deveriam ser apresentados no ambiente de compartilhamento, dirigindo questões como, por exemplo, que os comentários deveriam ter um conteúdo crítico sobre o assunto em discussão ou que um “like” só deveria ser realmente indicado se a informação apresentada acrescentasse algum valor, são indicações que norteiam o comportamento dos nodes, impedindo que sejam obtidos valores para o *indegree* e *outdegree* que não representem necessariamente a oferta ou absorção da informação que resulte em melhoria do conhecimento. A ação também permite que os assuntos discutidos internamente pelos grupos tenham um foco mais direcionado, fortalecendo a proposta de vínculos entre elementos do próprio grupo e contribuindo para as medidas de *closeness* e densidade da rede. Entende-se que, por isso, esta ação coteria incentivos tanto individuais quanto para o grupo. Ao não receber essa ação, a Rede 2 ficou com uma proposta “menos exigente” em termos dos andamentos da apresentação dos conteúdos no ambiente *web*. Os grupos da Rede 2 tinham seus assuntos específicos mas não receberam tantas orientações de como deveriam proceder nas discussões sobre esses assuntos;
 - **F** – Os elementos da Rede 1 receberam um conteúdo específico durante as aulas sobre o que representa trabalhar em equipe. Os elementos da Rede 2 já haviam recebido este conteúdo em momentos anteriores quando cursaram a disciplina, porém espera-se que a presença mais recente dos conceitos de trabalho em equipe possam produzir reflexos no que diz respeito a tornar a rede mais densa, com maior participação dos elementos e aproximação dos elementos de cada um dos grupos (*closeness*);
 - **G** – Espera-se que esta ação tenha reflexos nas métricas de densidade, *closeness* e *betweenness*. Ao trazer elementos externos ao ambiente dos alunos, entende-se que isso deve fomentar o interesse pelos assuntos de trabalho dos grupos a partir do momento que opiniões vindas de uma vivência prática desperte o interesse pelo processo de compartilhamento;
 - **H** – Com a troca periódica dos líderes de cada grupo obtem-se a oportunidade de que todos os membros do grupo possam assumir uma

posição de destaque por algum período de tempo, chamando a atenção para si a respeito do fluxo de informação que circula no grupo. Isso deve ter reflexos em suas métricas individuais mas também deve propiciar que o grupo se aproxime e que a concentração de pontos com um nível mais de intermediação (*betweenness*) seja mais equilibrada entre os *nodes*.

Na apresentação dos grafos para análise dos períodos de aplicação das ações, cada um dos elementos da rede R1 recebeu um código que se iniciou com as letras “SI” seguidas de uma sequência numérica. Na rede R2 o código se iniciou com as letras “SA” seguidas da sequência numérica. Nas duas redes o professor, tutores e membros do grupo de pesquisa foram codificados com as letras “GP” acompanhado também de uma sequência numérica. Cada uma das redes foi dividida em oito subgrupos de trabalho.

5.6.1 – Acompanhamento das ações – Comparativo 1

O primeiro período de acompanhamento das ações foi compreendido entre 01/08 e 08/08/2013, início do período letivo do segundo semestre de 2013.

As métricas das duas redes para este período são apresentadas na Tabela 36. De acordo com essas métricas, percebeu-se, melhores condições de conectividade na rede R1 que apresentou um valor maior para a média dos graus e dos pesos (0,162) contra (0,022) para R2, bem como como um maior índice de aglomeração em R1 (0,015).

Tabela 36 – Métricas Redes 1 e 2 - Comparativo 1

Métricas da Rede	Período	
	1	
	R1	R2
<i>Nodes</i>	68	59
<i>Links</i>	11	13
Component	59	46
Single Component	58	45
$\langle k \rangle$	0,162	0,022
$\langle s \rangle$	0,191	0,022
Avg.Shortest Path	1,6	0,000
Diâmetro	2	1
Densidade	0,002	0,004
Clustering Coefficient	0,015	0,000
Avg.Clust. Coefficient	0,015	0,000

As Figuras 51(a) e 51(b) representam, respectivamente, os grafos das redes R1 e R2 no primeiro período.

Figura 51 – Estruturas das Redes - Período 1 – 01/08 a 08/08

Em R1 o movimento da rede está mais concentrado e percebeu-se uma frequência maior entre os poucos membros que participaram neste período conforme indicado pela espessura das setas no grafo (vide Figura 51(a)) . Em R2 pode-se perceber que as conexões se espalharam um pouco mais pela rede, porém a frequência de compartilhamento não se alterou entre os *nodes*, assim como o sentido de compartilhamento foi único, com diversos *nodes* absorvendo a informação oferecida pelo *node* GP03, situação apresentada na Figura 51(b).

Em termos das atividades dos grupos, na Rede 1, avaliada conforme a medida de Degree-Weight, a Equipe 4 foi a que mais realizou absorção de informação e a Equipe 1, a que mais ofertou. O Gráfico 9 ilustra esta situação.

Gráfico 9 – Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – Rede 1 - Período 1

No que tange à razão entre oferta e absorção da informação, a Equipe 4 se destacou na proporção de absorção de informação, conforme apresentado no Gráfico 10, absorvendo sete vezes mais informação do que ofertou.

Gráfico 10 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 1 – Período 1

Na Rede 2 toda a informação ofertada na rede teve origem no grupo de Tutores. As outras equipes atuam apenas na absorção da informação. O Gráfico 11 mostra o destaque da Equipe de Tutores no primeiro período da Rede 2.

Gráfico 11 – Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – Rede 2 - Período 1

O fato das equipes não terem realizado oferta de informação impossibilita que seja realizado o cálculo da razão entre estes indicadores, a não ser para o Grupo de Tutores. Como resultado (vide Gráfico 12), a única equipe que teve um valor a ser indicado foi a equipe de Tutores. Ainda assim, o resultado de 0,0059 (menor que 1) indicou que o esforço da equipe se concentrou mais na oferta do que na absorção de informação.

Gráfico 12 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 2 – Período 1

Individualmente, se destacou em R1, o *node* SI02 com os melhor índice de centralidade e também de intermediação. Em R2 o *node* GP03 foi o responsável pela disseminação da informação e conquistou destaque ao ser o ponto de referência para os outros *nodes*.

5.6.2 – Acompanhamento das ações – Comparativo 2

O segundo período de acompanhamento das ações engloba os dias decorridos entre 01/08 e 15/08/2013. As Figuras 52(a) e 52(b) representam, respectivamente, o primeiro grupo (R1) e o segundo grupo (R2).

Em uma análise visual dos grafos não é difícil perceber que a quantidade de conexões e consequentemente o fluxo de informação é maior em R1. Além disso, R1 apresenta uma maior concentração de *nodes* (maior centralidade) em torno da movimentação enquanto na rede enquanto R2 continua com um fluxo mais “diluído” com uma atração menor dos membros para as informações compartilhadas na rede. O *node* GP03, na extremidade inferior do grafo, destaca-se como um dos *nodes* influentes na rede, seguido pelo *node* GP04.

Pode-se perceber também em R1 que os elementos dos grupos começam a aproximar mais um dos outros como, por exemplo, os grupos verde claro e verde escuro.

Figura 52 – Período 2 (01/08 a 15/08)

Na análise individual, a rede R1 teve o node GP04 com a melhor performance para a centralidade e para intermediação, obtendo respectivamente valores iguais a 1,214 para centralidade e 1.264,682 para *betweenness*. O node GP04 faz parte do grupo de tutores, mas entre os alunos, o node SI57 obteve 1,535 para *closeness* e 143,385 para *betweenness*. O valor da posição de intermediação do node GP04 é muito superior a todos os outros nodes da rede.

Na rede R2 o node GP03 assumiu a posição dos melhores valores para as métricas *closeness* (1,290) e *betweenness* (170,583) no grupo de tutores. Entre os alunos, o node SA20 conquistou métricas iguais a 1,612 para a centralidade e o node SA02 obteve 66,091 para a intermediação.

A análise do nível macro da rede deste e dos períodos seguintes será feita no item 5.6.6 deste Capítulo para poder ser obter uma melhor visão da representatividade do comportamento da rede em relação aos outros períodos.

5.6.3 – Acompanhamento das ações – Comparativo 3

No terceiro período, a exemplo do que aconteceu nos períodos anteriores, a análise visual dos grafos aponta para uma maior movimentação na Rede R1, conforme ilustrado pela Figura 53(a). Da mesma forma a Rede R2 continua mais esparsa e com um volume menor de informações circulando na rede. Esta situação pode ser visualizada na Figura 53(b).

Os nodes GP03 e GP04 assumem, em R2, posição de destaque como elementos centrais. Os elementos dos grupos constituídos ainda estão distantes uns dos outros, com vários elementos completamente desconectados. Em R1 a proximidades de elementos do mesmo grupo é maior, conforme observado, por exemplo, para o posicionamento dos elementos do grupo verde claro, verde escuro, lilás e rosa.

Figura 53 – Período 3 (01/08 a 22/08)

O *node* GP04 continuou a obter as melhores métricas de *closeness* (1,231) e *betweenness* (2.089,942) no grupo de tutores. O *node* SI57 obteve 1,463 para *closeness* e o *node* SI02 teve um *betweenness* de 455,320. Na rede R2 as medidas de *closeness* foram 1,250 para o *node* GP03 e 1,555 para o *node* SA44, enquanto os *nodes* GP04 e SA44 obtiveram, respectivamente, 334,040 e 81,384 para *betweenness*.

5.6.4 – Acompanhamento das ações – Comparativo 4

A rede R2 (Figura 54(b)) continuou a apresentar, no quarto período, as características que vinha apresentando. Vários *nodes* isolados do movimento da rede e poucos *nodes* concentradores para fluxo de informação. A rede R1 (Figura 54(a)) também manteve seu comportamento, apresentando um fluxo maior de informação, maior quantidade de *nodes* participando do fluxo e uma maior proximidade dos *nodes* deste fluxo.

Para as métricas individuais destacaram-se os *nodes*, GP04, SI57 e SI02 em R1, bem como os *nodes* GP03, SA02 e SA20 na rede R2. O Quadro 19 apresenta os valores para as métricas de cada um dos *nodes* que se destacaram neste período.

Métrica	Rede	Node	Valor
<i>Closeness</i>	R1	GP04	1,142
		SI57	1,471
	R2	GP03	1,250
		SA20	1,625
<i>Betweenness</i>	R1	GP04	2.188,857
		SI02	338,920
	R2	GP04	199,450
		SA02	62,233

Quadro 19 – Atividades realizadas com as redes

Figura 54 – Período 4 (01/08 a 29/08)

5.6.5 – Acompanhamento das ações – Comparativo 5

No quinto período a Rede R1 (Figura 55(a)) continuou mantendo seu maior número de conexões e maior aproximação dos *nodes* do fluxo de compartilhamento. A rede R2 (Figura 55(b)), por sua vez, se manteve mais dispersa e com um número menor de *nodes* atuando como concentradores do fluxo da rede.

No que tange às métricas individuais para os *nodes* que mais se destacaram, essas são apresentadas no Quadro 20.

Métrica	Rede	Node	Valor
<i>Closeness</i>	R1	GP04	1,135
		SI57	1,500
	R2	GP03	1,250
		SA20	1,611
<i>Betweenness</i>	R1	GP04	2.632,814
		SI02	342,556
	R2	GP04	334,040
		SA44	81,384

Quadro 20 – Métricas Individuais – Período Comparativo n° 5

Uma observação que merece ser feita sobre a obtenção dos dados para a determinação das métricas, principalmente nesta segunda etapa da coleta de dados, é que foram encontradas dificuldades com a manutenção da rotina do aplicativo de coleta de dados. A interface oferecida pelo Facebook© (GraphAPI) passou por várias mudanças durante o período de realização da pesquisa, mostrando-se inscontante.

As mudanças não eram atualizadas na documentação disponível com a mesma frequência de suas realizações. Isso exigiu, por diversas vezes, um grande dispêndio de tempo no ajuste da rotina por meio da aplicação do procedimento da “tentativa e erro”, até que a rotina fosse novamente ajustada para seu propósito. Entende-se que o período da coleta de dados da pesquisa coincidiu com um período de ajustes e melhorias na GraphAPI.

Figura 55 – Período 5 (01/08 a 19/09)

Em termos de uma interpretação das redes em função do que ocorreu com os grupos com relação à absorção e oferta de conhecimento, pode-se aplicar o *Degree-Weight*, somando-se os valores desta métrica para os *nodes* que compõem cada grupo.

O Gráfico 13 apresenta o comportamento da razão entre absorção e oferta de informação dos grupos da Rede 1 durante os cinco períodos analisados.

Gráfico 13 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 1 –
Períodos 1 a 5

É possível notar no Gráfico 13 um certo direcionamento da maioria dos grupos para valores de δ superiores a 1. No período quatro, as Equipes 3, 6 e 8, além dos “Sem Grupo” e da equipe de Tutoria tiveram marcas superiores a 1, indicando que estes grupos mais absorveram do que ofertaram informação.

Na Rede 2 o comportamento dos grupos em relação ao fluxo da rede apresentou-se de maneira diferente ao da Rede 1. Vários grupos oscilaram seu comportamento com relação à proporção de absorção da informação, conforme pode ser verificado no Gráfico 14.

Gráfico 14 – Razão entre Absorção e Oferta de Informação Nos Grupos – R 2 – Períodos 1 a 5

Os resultados dos grupos são importantes para entender seu comportamento, mas é necessário cuidado para não interpretar que a soma dos comportamentos da proporção (valor de δ) do grupo, representa o que acontece com a rede em uma visão geral. A Tabela 37 ajuda a entender esta perspectiva.

A Tabela 37 representa os valores dos grupos da Rede 2 no terceiro período. Pode-se notar que a soma dos valores de *Indegree-Weight* dos grupos, assim como do *Outdegree-Weight*, resulta no valor desta métrica para a rede neste período, mas a soma dos valores de δ para os grupos não é igual ao valor de β (da rede) dividido pelo valor de γ da rede ($0,052 / 0,080 = 0,648$ e o somatório de δ dos grupos = 18,0904).

Assim, destaca-se a interpretação do valor de δ para o grupo como uma medida local que trata de um comportamento localizado e que não pode ser diretamente entendido como refletido na rede como um todo. A Equipe 1, por exemplo, conseguiu um “ótimo local” aproveitando-se na proporação de nove vezes mais absorção do que oferta de informação, em um comportamento global de uma rede que, em seu todo, mais ofertou do que absorveu informação ($0,052 / 0,080 = 0,648$) no terceiro período. Também não se pode dizer, em função do valor de δ para o grupo, que a Equipe 1 foi a que mais contribuiu para a absorção de informação.

Para isso seria necessário comparar o valor de β da Equipe 1 com os valores dos outros grupos para esta mesma métrica.

Tabela 37 – Valores de Métricas Degree-Weight para os Grupos – Período 3 – R2

Grupo	Indegree Weight do Grupo (β)	Outdegree Weight do Grupo (γ)	δ
Tutoria / Prof.	0,0280	0,0568	0,4930
Equipe 1	0,0092	0,0010	9,2000
Equipe 2	0,0002	0,0001	2,0000
Equipe 3	0,0028	0,0082	0,3415
Equipe 4	0,0001	0,0001	1,0000
Equipe 5	0,0015	0,0009	1,6667
Equipe 6	0,0007	0,0024	0,2917
Equipe 7	0,0000	0,0000	0,0000
Equipe 8	0,0009	0,0004	2,2500
Sem grupo	0,0089	0,0105	0,8476
Σ	0,0521	0,0803	18,0904

Destaca-se ainda que não se pode dizer que não existe absorção de conhecimento em uma rede que realiza maior oferta do que absorção. Ainda que a estrutura geral da rede não esteja voltada para isso, a absorção pode ocorrer de maneira localizada.

Torna-se importante verificar uma perspectiva geral para rede, conforme apresentado no item a seguir.

5.6.6 – Acompanhamento das ações – Visão Geral

Ao longo dos cinco períodos R1 se mostrou uma rede mais propícia ao fluxo de informações e consequente compartilhamento de conhecimento. A densidade R1 só não foi maior no primeiro período, mas a partir do segundo assumiu a condição de uma rede mais densa com uma probabilidade maior de conexão entre os *nodes*, fruto de uma maior quantidade de *links* entre os *nodes* e consequente maior grau médio dos *nodes*. Isso causou reflexos também nas métricas de identificação de aglomeração (*clustering coefficient*) que foram maiores para R1 durante todo o período de análise.

A rede R1 apresentou também uma maior frequência de compartilhamento em todos os cinco períodos analisados, evidenciando uma maior “cooperação” entre os *nodes* que estabeleçam suas conexões.

Na rede R2, ainda que se tenha vários nodes que não se conectaram ao fluxo da rede, foi percebido um valor menor para a média dos caminhos mais curtos entre os nodes, reflexo da concentração do fluxo para poucos nodes. A Tabela 38 mostra as métricas das redes R1 e R2 ao longo dos períodos analisados.

Tabela 38 – Métricas das Redes – Períodos Comparativos 1 a 5

Métrica da Rede	Período									
	1		2		3		4		5	
	R1	R2	R1	R2	R1	R2	R1	R2	R1	R2
<i>Nodes</i>	68	59	72	59	79	59	79	59	83	59
<i>Links</i>	11	13	362	120	530	126	620	134	689	210
Component	59	46	16	28	10	28	9	27	9	23
Single Component	58	45	57	27	9	27	8	26	8	22
$\langle k \rangle$	0,162	0,022	5,028	2,034	6,709	2,136	7,848	2,271	7,819	3,559
$\langle s \rangle$	0,191	0,022	8,222	2,576	11,165	2,915	14,063	3,303	14,157	6,288
Avg.Shortest Path	1,600	1,724	1,941	1,894	1,908	1,861	1,848	1,862	1,860	1,782
Diâmetro	2	1	3	4	5	4	4	4	4	3
Densidade	0,002	0,004	0,071	0,035	0,086	0,037	0,101	0,039	0,095	0,061
Clustering Coefficient	0,015	0,000	0,159	0,113	0,189	0,121	0,211	0,119	0,204	0,127
Avg.Clust. Coefficient	0,015	0,000	0,304	0,207	0,405	0,230	0,444	0,227	0,436	0,307

Em termos de quantidade de nodes na rede, R1 foi recebendo novos nodes à medida que os períodos foram se passando. Isso foi causado pela ação de se convidar elementos de empresas para participar das discussões sobre os temas no ambiente *web* (Facebook®). Na rede R2 o número de nodes permaneceu constante ao longo do tempo. O Gráfico 15 ilustra a quantidade de nodes presentes nas duas redes.

Gráfico 15 – Quantidade de *Nodes* nas Redes

Durante os cinco períodos analisados a quantidade de *links* formados em R1 teve um crescimento mais rápido do que o comportamento de formação de *links* em

R2 que sofreu pouca alteração nos períodos 2, 3 e 4, retomando um aumento de *links* para o período 5. O Gráfico 16 apresenta o acompanhamento da quantidade de *links* para as redes R1 e R2.

Gráfico 16 – Quantidade de *Links* nas Redes

No Gráfico 17 estão representados os valores para as médias dos graus dos nodes nas duas redes.

Gráfico 17 – Graus Médios das Redes

Em consequência do comportamento de maior formação de *links* na rede R1, o peso médio dos graus (Gráfico 18) e a densidade das redes (Gráfico 19) acompanham as condições de comportamento da formação de *links* nas redes.

Gráfico 18 – Pesos Médios das Redes

No Gráfico 19 é interessante notar como um aumento do número de *links* no período 5 que não havia se mostrado de grande impacto em números absolutos para as métricas de quantidade de *links*, graus médios e pesos médios, teve impacto no acompanhamento da densidade das redes, aproximando mais rapidamente a densidade de rede R2 desta mesma métrica para a rede R1.

Gráfico 19 – Densidade das Redes

Mesmo com uma densidade que obteve uma melhora no quinto período analisado, a rede R2 não apresentou característica de formação de *clusters* como em R1. Os Gráfico 20, 21 e 22 abordam a formação de clusters nas duas redes. No Gráfico 20 e 21 são apresentados os acompanhamentos do *clustering coefficient* nas duas redes e pode-se perceber que ele foi maior para a rede R1, onde os nodes se apresentaram mais próximos, caminhando para uma

aglomeração maior dos grupos. Como consequência, pode-se perceber, no Gráfico 22, a diminuição da quantidade de elementos isolados (*single components*) para R1.

Gráfico 20 – Clustering Coefficient das Redes

Gráfico 21 – Average Clustering Coefficient das Redes

Gráfico 22 – Quantidade de *Single Components* nas Redes

As Tabelas 39 e 40 apresentam os resultados da métricas utilizadas nos procedimentos de identificação dos modelos de rede. A Tabela 39 mostra as métricas para a identificação do modelo da rede R1 e a Tabela 40 a identificação do modelo da rede R2.

Conforme indicado na Tabela 39, apurou-se que no primeiro período não foi possível calcular o “efeito Small-world” pois a ainda baixa probabilidade de conexão (0,002) não permitiu gerar para a rede simulada no modelo Aleatório de Erdos-Renyi um valor de *clustering coefficient* para compará-lo à medida da rede real. Os testes de identificação para o modelo de Redes Livres-de-Escala foram rejeitados para a distribuição do *indegree* quando foi obtido um valor de 3,904 para o expoente alfa e do *outdegree* que também teve um coeficiente alfa fora dos padrões esperados para este modelo, que aceita um valor entre 2 e 3 para o expoente alfa. Porém, pode-se aceitar este modelo de distribuição se esse for considerado somente para o *degree* que apresentou um alfa igual a 2.178 e um teste KS com valor superior a 0,05 (KS = 1,0) , ainda que esta indicação não seja muito significativa pois a rede analisada possui características de uma rede direcional.

A partir do segundo período não foi mais possível atribuir à rede R1 o modelo Livre-de-Escala, em nenhum outro período, quer seja na distribuição *indegree*, *outdegree* ou *degree*. Ainda que tenham sido apresentados valores para um expoente alfa igual a 2,0 para o *indegree* nos períodos dois, três, quatro e cinco, os valores do teste KS permaneceram abaixo de 0,05.

Quanto ao modelo *Small-world*, verificou-se indicações de sua presença para a R1 desde o segundo período. Os valores de 5,814; 6,312; 5,177 e 5,621 foram todos superiores a 1, que é o valor mínimo para aceitação da presença do efeito *Small-world* na rede.

Tabela 39 – Modelo da Rede 1 – Períodos Comparativos

Período	Rede Simulada		Rede Real (R1)		Efeito Small World [(Cr/Ca) / (Lr/La)]	Power Law (In-degree)	KS (In-degree)	Power Law (Outdegree)	KS (Outdegree)	Power Law (Degree)	KS (Degree)
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0	0,584	0,015	1,6	-	3,904	1,000	1,846	0,998	2,178	1,000
2	0,074	2,747	0,304	1,941	5,814	2,000	0,000	1,683	0,000	1,397	0,000
3	0,084	2,498	0,405	1,908	6,312	2,000	0,000	1,780	0,000	1,364	0,000
4	0,106	2,284	0,444	1,848	5,177	2,000	0,000	1,395	0,000	1,340	0,000
5	0,096	2,302	0,436	1,86	5,621	2,000	0,000	1,402	0,000	1,827	0,000

Para a rede R2 também não foi possível efetuar o cálculo do *efeito Small-world* no primeiro período. Conforme já havia acontecido com R1, um baixo valor de probabilidade de conexão (0,004) não possibilitou gerar na rede Aleatória conexões suficientes para determinar um valor de *clustering coefficient*. Porém foi possível identificar que, no primeiro período, a rede R2 apresentou características do modelo Livre-de-Escala para a distribuição dos graus de saída (*outdegree*) com um valor igual a 2,0 para o expoente alfa e um KS=0,325 (superior a 0,05).

Para todos os demais períodos foram rejeitadas as hipóteses da rede R2 estar no modelo Livre-de-Escala, quer seja porque os valores do expoente alfa estivessem fora dos parâmetros, quer seja porque o teste de aderência KS tenha apresentado valores inferiores a 0,05.

A análise das características da rede para o modelo *Small-world* mostrou-se válida para os períodos dois a cinco. Nesses períodos, foram identificados valores de 17,512; 12,612; 18,430 e 7,422 para o “efeito *Small-World*” apontando para característica de uma rede dentro das perspectivas esperadas para esse modelo.

Tabela 40 – Modelo da Rede 2 – Períodos Comparativos

Período	Rede Simulada		Rede Real (R2)		Efeito Small World [[Cr/Ca) / (Lr/La)]	Power Law (In-degree)	KS (In-degree)	Power Law (Outdegree)	KS (Outdegree)	Power Law (Degree)	KS (Degree)
	Clustering Coefficient (Ca)	Avg. Shortest Path (La)	Clustering Coefficient (Cr)	Avg. Shortest Path (Lr)							
1	0	0,834	0	1,724	-	16,139	1,000	2,000	0,325	2,897	1,000
2	0,026	4,166	0,207	1,894	17,512	2,000	0,002	2,000	0,000	2,000	0,000
3	0,040	4,082	0,23	1,861	12,612	2,000	0,0002	2,000	0,000	2,000	0,000
4	0,029	4,384	0,227	1,862	18,430	2,000	0,0001	2,000	0,000	2,000	0,000
5	0,074	3,188	0,307	1,782	7,422	2,000	0,000	2,000	0,000	1,394	0,002

Foi realizada também uma comparação das métricas referentes aos esforços de absorção e oferta de informação na rede. Os valores obtidos para β , γ e δ são apresentados na Tabela 41.

Os resultados da verificação dos esforços da rede para absorver ou ofertar informação para o processo de compartilhamento mostram que as redes tiveram comportamentos divergentes a partir do segundo período.

No primeiro período as duas redes atuaram mais como fornecedoras de informação, com um valor de δ inferior a 1. A rede R1 apresentou um valor de 0,148 e, em R2 verificou-se 0,076.

A partir do segundo período, a rede R1 passou a absorver mais informação do que ofertá-la. Embora os valores não tenham apresentado uma constante de crescimento, tendo diminuído nos períodos 4 e 5 em relação ao valor de 1,150 obtido na período 2, a rede manteve um valor de absorção maior do que a oferta. Esse comportamento pode ser observado também no Gráfico 23.

A rede R2 manteve seu comportamento de oferta de informação durante os cinco períodos analisados. Os valores de δ mantiveram-se abaixo de 1 em todos os períodos.

Tabela 41 – Absorção e Oferta Informação – Períodos Comparativos

Período	Métrica									
	$\langle k \rangle$		$\langle s \rangle$		β		γ		δ	
	R1	R2	R1	R2	R1	R2	R1	R2	R1	R2
1	0,162	0,022	0,191	0,222	0,105	0,076	0,706	1,000	0,148	0,076
2	5,028	2,034	8,222	2,576	0,052	0,053	0,049	0,102	1,061	0,520
3	6,709	2,136	11,165	2,915	0,046	0,052	0,040	0,080	1,150	0,650
4	7,848	2,271	14,063	3,303	0,042	0,050	0,038	0,107	1,105	0,467
5	7,819	3,559	14,157	6,288	0,042	0,053	0,037	0,080	1,135	0,662

Gráfico 23 – Relação entre Absorção e Oferta de Informação – Períodos 1 a 5

O número de conexões que se formaram de maneira mais rápida, os maiores valores para o coeficiente de aglomeração e a maior densidade da rede R1 lhe concederam uma adequação melhor para o compartilhamento do conhecimento,

ampliando as possibilidades de contato entre os elementos da rede e estreitando elementos com interesses próximos. O maior reflexo disso em R1 é o fato da rede ter apresentado indicações de seu esforço muito mais na absorção do que na oferta de informação.

Tanto os fluxos de oferta de informação quanto de absorção de informação são importantes no processo de compartilhamento do conhecimento. Não existiria absorção sem a presença de uma oferta da informação. Porém, em um ambiente voltado para uma perspectiva de compartilhamento de conhecimento, contando com o uso de uma ferramenta *web* que permite que uma única oferta de informação possa ser absorvida diversas vezes por diferentes elementos da rede, o comportamento mais esperado seria justamente o de obter uma absorção maior do que a oferta. Além disso, embora não seja possível dizer que uma maior absorção indique uma aprendizagem maior ou melhor, por outro lado, a ausência de absorção aponta para menores chances para que essa aprendizagem ocorra.

As diferentes características das redes R1 e R2 permitem considerar uma influência das ações diferenciadas realizadas em R1 na condução de seu estado de melhores oportunidades para o compartilhamento do conhecimento.

CONCLUSÃO

Este trabalho analisou, de acordo com os conceitos da Análise de Redes Sociais, a estrutura das redes sob a perspectiva das oportunidades de compartilhamento de conhecimento. Não foi foco deste estudo auferir resultados em termos de aprendizagem ou avaliação de conhecimento adquiridos pelos indivíduos que participavam das redes, ainda que o estudo tenha se valido de um ambiente *web* para apoio à aprendizagem para os procedimentos de coleta de dados.

As métricas e técnicas da Análise de Redes Sociais proporcionaram condições de analisar a estrutura dos relacionamentos nas redes estudadas e possibilitaram elaborar relacionamentos entre estas métricas e seus reflexos no processo de compartilhamento do conhecimento.

Compreender melhor a relação da estrutura da rede com o processo de compartilhamento de conhecimento propiciou condições de indicar algumas ações que podem auxiliar na obtenção de melhores oportunidades na rede para que este processo ocorra.

Para a realização deste estudo foram estabelecidos três objetivos específicos. Considera-se que o objetivo específico de: “ *Descrever o significado das métricas da ARS para o processo de compartilhamento do conhecimento* ” foi alcançado. As análises realizadas durante os dezoito períodos do processo de identificação das ações propiciaram condições para uma compreensão adequada de suas representações para as principais métricas do processo de compartilhamento de conhecimento e permitiram associar essas métricas a possíveis comportamentos esperados para os *nodes*, destacando-se os significados para as métricas de *indegree*, *outdegree*, *betweenness* e *closeness*.

Além disso, a forma como a coleta de dados foi modelada, considerando a quantidade de *links* formada e também a frequência com que os *nodes* que formavam o *link* compartilhavam conhecimento, permitiu compreender a importância que a representação da frequência assumiu no contexto da interpretação do comportamento da rede ao longo do tempo.

A partir dessa compreensão foi proposta uma métrica que pudesse auxiliar na identificação de quais eram os *nodes* que mais contribuíam para o fluxo do conhecimento, tanto em quantidade de conexões quanto em frequência de compartilhamento.

A métrica “*Degree-Weight*” e uma análise da rede ao longo do tempo, além das análises nos três níveis da rede, diferenciaram este estudo da maioria dos trabalhos encontrados na literatura, que normalmente concentram suas análises em um único momento da rede.

Atribuiu-se a existência das análises pontuais encontradas na literatura ao fato de que as práticas de coleta de dados normalmente utilizadas na ARS baseiam-se no uso de questionários. No contexto deste trabalho, a escolha de uma análise da rede em função da coleta de dados no ambiente *web* propiciou uma abordagem que dispensou o uso de questionários, extraindo os dados das próprias ações de compartilhamento realizadas.

A proposta da métrica “*Degree-Weight*” esteve de acordo com a identificação da possibilidade da criação de novas métricas para o compartilhamento de conhecimento.

Outro objetivo específico definido foi: “*Possibilitar uma visão, das métricas da ARS, tanto para uma perspectiva local (análise de um assunto, grupo ou indivíduo) como para uma perspectiva global (análise da rede como um todo) para o compartilhamento do conhecimento.* Sobre este aspecto, a identificação das redes em termos de adequação aos seus modelos, indicou que houve, na visão global, uma tendência das redes em se estruturar conforme as características do modelo “*Small-world*”. Ao todo foram realizadas vinte e oito análises e destas, vinte e seis indicaram redes dentro dos parâmetros esperados para o modelo “*Small-world*”.

É interessante notar que, na interpretação do autor, o modelo “*Small-world*”, dentre os modelos estudados, é o modelo mais adequado para uma rede de compartilhamento de conhecimento. O fato das características do modelo “*Small-world*” prever uma boa aproximação para os *nodes* em termos de seus elementos mais próximos (coeficiente de aglomeração alto) e ao mesmo tempo uma facilidade para alcançar os outros *nodes* da rede (média dos caminhos mais curtos baixa) indica boas condições para que a informação possa caminhar pela rede sem

enfrentar grandes pontos de concentração (*hubs*) presentes do modelo Livre de Escala.

A literatura pesquisada indicou que o modelo Livre de Escala é mais suscetível a “ataques direcionados”. Em uma rede de compartilhamento de conhecimento, um alto valor de “*betweenness*” (*hub*) determina o poder de intermediação da informação de um *node* ou um grupo de *nodes* para outro e coloca o fluxo de compartilhamento na dependência desses pontos de concentração. Nessa situação, qualquer problema com esses pontos de concentração pode afetar grande parte da rede. Isso pode significar, por exemplo, em uma organização, que um funcionário que se afasta do trabalho pode provocar problemas no fluxo de informação. Pode significar também problemas no processo de comunicação, pois qualquer necessidade de verificação da informação está restrita há poucas fontes, com poucas possibilidades de contato entre os *nodes*.

Por isso, mesmo que a interpretação de “ataques direcionados” não represente necessariamente condições em que a retirada dos *nodes* que atuam como “concentradores” na rede seja intencional, entende-se que uma rede no modelo “Livre de Escala” está mais vulnerável a problemas quando se trata de aspectos de compartilhamento de conhecimento. Do ponto de vista da gestão dessa rede, é muito importante que os *nodes* concentradores sejam identificados e que eles recebam um acompanhamento no sentido de compreender os reflexos de suas atitudes para a rede como um todo.

Na perspectiva de visão local das redes, o uso do *software* Gephi permitiu uma boa visualização da situação dos grupos e muitas vezes, possibilitou também identificar posicionamento de *nodes* específicos que se destacavam tanto como grandes participantes do fluxo da rede, quanto por estarem completamente afastados.

O auxílio dos *softwares* foi determinante também para a obtenção de métricas específicas dos *nodes* e das redes que permitiram identificar, individualmente, se necessário, quais eram as contribuições de cada um dos *nodes* em relação a cada uma das métricas analisadas. Por isso, entende-se que o segundo objetivo específico foi alcançado tanto em relação à visão global quanto local da rede.

O uso de *softwares* específicos para a ARS foi igualmente valioso para as análises das métricas globais das redes que permitiram identificar quais modelos representavam as redes analisadas.

O terceiro objetivo específico era: “*Identificar, a partir do acompanhamento das métricas da ARS, ações que possam ser tomadas para que se obtenha oportunidades para o processo de compartilhamento do conhecimento*”. Nesse sentido, as análises das métricas tornaram possível identificar ações com elas relacionadas.

As ações foram propostas dentro de um contexto de incentivo ao compartilhamento do conhecimento, porém a perspectiva de estabelecimento das ações partiu de seu possível reflexo nas métricas da ARS.

Foram propostas ações que se relacionavam com as principais métricas identificadas na literatura como pertencentes ao ambiente de análise da ARS (*degree, betweenness e closeness*).

O acompanhamento dos reflexos das ações em duas redes diferentes apontou para um aumento das possibilidades de compartilhamento do conhecimento com uma rede (Rede 1) que atuou mais na absorção do que na oferta de conhecimento, enquanto a outra rede (Rede 2) atuou no sentido de ofertar mais que absorver.

Uma vez apresentados os objetivos específicos, fatores determinantes para obtenção do objetivo geral, “*Identificar relacionamentos entre a estrutura da rede, as métricas da ARS e ações que promovam oportunidades para o processo de compartilhamento de conhecimento na rede*”, pode-se concluir que este estudo contribuiu para uma melhor identificação das métricas da ARS em relação ao compartilhamento do conhecimento.

As análises da estrutura das redes, vinculadas à interpretação das métricas permitiu indicar ações que tiveram seus reflexos em uma rede com maiores oportunidades para o compartilhamento do conhecimento. Vale ressaltar que um ambiente de compartilhamento de conhecimento não está limitado a obter melhores condições apenas em função das ações propostas neste trabalho. Existem aspectos, tais como, perfil de cada membro da rede, condições sociais, características culturais e o próprio ambiente físico e tecnológico que contribuem

para um panorama muito mais amplo e sistêmico no qual o compartilhamento do conhecimento ocorre. Porém, as ações podem ser vistas como contribuições importantes para que este ambiente se torne mais propício à existência de oportunidades para um fluxo de informações que contribuem para o compartilhamento do conhecimento.

Ao contribuir para este estabelecimento de oportunidades para o compartilhamento do conhecimento, este estudo contribui também para um dos processos que sustentam a realização da Gestão do Conhecimento.

No início deste trabalho foram contextualizadas duas afirmativas acerca de indicações na literatura que orientavam a perspectiva deste trabalho. A primeira delas destacava que *“um sistema complexo permite ações que o direcionem para um determinado ponto de referência, embora não se possa definir de maneira exata o resultado produzido pelo sistema”*.

A respeito desta afirmativa, foi possível verificar, ao concluir este estudo, que os resultados indicaram conformidade com a afirmativa. As ações realizadas na Rede 1 apontaram para reflexos favoráveis às oportunidades para o processo de compartilhamento do conhecimento. É claro que há de se considerar que não foram somente as ações diferenciadas que produziram esse efeito pois, mesmo com muitas similaridades tais como, o mesmo curso, mesmo professor, mesma instituição de ensino, mesma proposta de aprendizagem e mesma área de conhecimento da disciplina, existem diferenças culturais, motivacionais e do próprio perfil do aluno nas diferentes salas de aula e épocas diferentes do curso que não puderam ser abordadas neste estudo.

Há de se considerar também que as métricas da Rede 1 foram mais favoráveis ao compartilhamento do conhecimento quando comparadas com a Rede 2, mas este estudo não objetivou identificar se as métricas obtidas pela Rede 1 foram as melhores possíveis de serem obtidas, uma vez que não foram localizados parâmetros que permitam considerar valores de otimização para as métricas.

Porém, é possível considerar que a obtenção de uma rede (Rede 1) cujo comportamento indicou um maior esforço na absorção de informação, maior densidade, maior número de conexões, maior índice de clusterização e melhor frequência de compartilhamento, indica um sinal positivo no comportamento que

seria esperado para o sistema, o que está em conformidade com a primeira afirmativa.

Tal fato indica que houve um direcionamento do sistema em direção ao que se esperava obter, apesar de não se poder afirmar com exatidão qual o estado do sistema no futuro.

Relacionado também com a descrição de elementos presentes em sistemas complexos, pode-se considerar o fato de terem sido apresentadas regras para o funcionamento das disciplinas que representaram as redes estudadas com a elaboração de políticas e regras impostas pelos *designers* ao sistema.

Pode-se considerar também o oferecimento de um ambiente *web* para apoio das atividades das disciplinas como um artefato disponível para uso dos agentes do sistema. As tecnologias que apoiam o funcionamento do ambiente *web* utilizado também podem ser consideradas artefatos que os agentes poderiam utilizar conforme sua conveniência. Fazer uso de vídeos, fotos, *links* e textos fez parte dos recursos que estiveram disponíveis para fomentar o compartilhamento do conhecimento e que puderam ser usados conforme as aptidões particulares de cada um dos elementos da rede.

No que diz respeito a segunda afirmativa, relatando que “a *estrutura das redes sociais influenciam o compartilhamento do conhecimento*”, foi possível perceber que as métricas da Análise de Redes Sociais puderam ser contextualizadas e analisadas sob a ótica do processo de compartilhamento do conhecimento.

Ao se acompanhar as métricas das redes, auferiu-se que as características observadas na Rede 2, comparadas à Rede 1, identificaram-na como uma rede com menor densidade, menor média de graus e menor peso médio, resultando em uma estrutura que teve menor proveito das oportunidades de compartilhamento de conhecimento.

A Rede 2 concentrou seu fluxo em torno de um número menor de *nodes* que a Rede 1. Isto refletiu em um maior número de *nodes* que ficaram alheios às informações que circularam na rede durante os períodos analisados.

Os diferentes posicionamentos dos elementos, os diferentes modelos de redes e os diferentes resultados das métricas permitiram compará-las em diferentes

situações. Procurou-se entender, a partir dessas situações qual é o comportamento da rede com relação ao compartilhamento do conhecimento e foi possível notar que diferentes estruturas de rede apresentaram diferentes resultados.

As diferentes condições dos graus e frequência dos nodes das redes R1 e R2 quando incorporadas ao cálculo da métrica “Degree-Weight” resultaram em um fluxo divergente de comportamento com relação aos esforços de absorção e oferta de informação e as consequentes oportunidades para o compartilhamento do conhecimento. Isto permitiu considerar conformidades dos resultados deste estudo com a segunda afirmativa.

Conforme mencionado durante o desenvolvimento do trabalho, não se pode dizer que os *nodes* que não formaram *links* de acordo com os critérios adotados para este estudo, nada aprenderam. Existe a possibilidade de que eles tenham lido as mensagens enviadas pelos outros elementos da rede e até gerado novos conhecimentos para si próprios, porém, eles não demonstraram essa aprendizagem na forma do registro de um “*like*” ou comentário no ambiente *web* que serviu de base para a pesquisa.

É importante destacar novamente que o estudo realizado não objetivou identificar os reflexos que as indicações de absorção ou oferta de informação possam ter produzido na aprendizagem dos elementos da rede.

Para que fosse possível realizar análises em relação ao processo de aprendizagem seriam necessários outros tipos de ferramenta para realizar esta avaliação. Porém, entende-se que, ao se direcionar a rede para melhores oportunidades de compartilhamento do conhecimento, por meio de um fluxo que contemple uma maior absorção de informação, espera-se obter também melhores condições para um processo de aprendizagem.

Direcionando as contribuições deste trabalho em termos de aplicações práticas, pode-se pensar na possibilidade da construção de “agentes inteligentes” que passariam a fazer parte dos *softwares* presentes no ambiente de compartilhamento de conhecimento. Esses agentes poderiam contribuir tanto para os gestores do processo quanto para o próprio indivíduo, oferecendo-lhes informações sobre sua participação e envolvimento no processo. Também é

possível pensar na utilização das propostas deste trabalho como um fator para contribuir com formas de avaliação para ambientes de aprendizagem.

Trabalhos Futuros

Durante a realização de trabalhos, pela sua própria característica exploratória, foram identificadas algumas lacunas que, apesar de estarem fora da proposta de realização deste estudo, podem ser observadas como oportunidades para realização de outros trabalhos.

No que diz respeito à realização deste trabalho, podem ser considerados como desdobramentos:

- Estabelecimento de “valores de parâmetros” para as métricas de maneira a compreender, a partir de que valores eles passam a favorecer o compartilhamento do conhecimento. O presente trabalho analisou as métricas, mas quais seriam os valores considerados ideais? A partir de quais valores, por exemplo, a densidade passa a ser favorável ao compartilhamento do conhecimento? Existe um valor para o qual a rede se torna densa demais e passa a atrapalhar o fluxo de compartilhamento?
- Aplicação das ações em momentos diferentes da rede, principalmente quando a rede apresentar indicações contrárias ao que se esperava para depois se obter novas métricas e novas análises, utilizando as ações de maneira pontual.
- Análise dos discursos das mensagens postadas no ambiente *web*. Este trabalho analisou a estrutura da rede, mas seria interessante aprofundar em relação aos conteúdos dos *posts*. Quais posts geraram maior fluxo na rede? Que conteúdo foi o que despertou mais interesse dos grupos? Em que assuntos os indivíduos da rede se tornaram melhores conhecedores?

No campo da proposta de novas métricas bem como do aprofundamento da aplicação da Estatística como ferramenta de apoio à ARS, pode-se identificar possibilidades para:

- Uso de medidas estatísticas (moda, mediana, desvio padrão) para uma melhor compreensão, principalmente das métricas que funcionam com valores que utilizam o cálculo da média como referência;

- Análises estatísticas de pequenas amostras para redes com poucos *nodes*;
- Identificação de outras métricas que combinem diferentes métricas, buscando subsídios a partir da Estatística Multivariada;

No campo da análise de redes, foram identificadas possibilidades para:

- Aplicação de análise baseada em multigrafo já que é possível considerar que, no processo de aprendizagem, um mesmo elemento faça uso de suas próprias informações para obter outras informações, o que representaria um certo processo de reflexão e aprendizagem a partir de uma informação que ele mesmo já possuía, gerando um *link* com início e término no mesmo *node*, condição permitida em um multigrafo.

Em termos de desdobramentos nos aspectos sociais e de aprendizagem:

- Verificação de quão representativo é a estrutura que se forma por meio dos “laços virtuais” (criados, por exemplo, no ambiente do Facebook©) em relação à rede que se forma no ambiente real;
- Mecanismo de acompanhamento de aprendizagem efetiva em função da estrutura de compartilhamento de conhecimento que se formou na rede;
- Mecanismo de acompanhamento para os *nodes* que não externalizam sua absorção de conhecimento por meio da ferramenta no ambiente web, mas nem por isso deixam de se aproveitar das informações que circulam na rede. Isso pode trazer uma variação positiva para o compartilhamento do conhecimento já que a absorção de conhecimento desses elementos não está computada nas métricas existentes.

Relacionados com o desenvolvimento de software e ferramentas para auxílio a análise das redes:

- Desenvolvimento de novos softwares ou melhorias para os softwares existentes para que sejam capazes de armazenar diferentes momentos de uma mesma rede e oferecer condições de comparar as métricas ao longo do tempo;
- Desenvolvimento de “agentes inteligentes” para que sejam incorporados aos *softwares* que fazem parte do ambiente de apoio ao compartilhamento de conhecimento.

REFERÊNCIAS

ADAMIC, L. **Social Network Analysis**. COURSERA. Disponível em <<https://class.coursera.org/sna-2012-001/class/index>>. 2012. Acesso em 02 out.. 2012

AGGARWAL, C.C.. An Introduction To Social Network Data Analytics. In: _____ **Social Network Data Analytics**. New York : Elsevier. Cap. 1, p. 1 – 9, 2011

ALAVI, M.; LEIDER, D.E. . Review: Knowledge Management and Knowledge Management Systems: Conceptual Foundations and Research Issues. **MIS Quarterly**, Vol. 25, No. 1. mar. 2001, pp. 107-136. 2001

AMARAL, et. Al. Classes of Small-World Networks. **Proceedings of National Academy of Sciences (PNAS)**. v. 97. ed. 21. Out. 2000. p. 11149 – 11152, 2000

ANDERSON, P. What is Web 2.0? Ideas, Technologies and Implications for Education. **JISC Technology & Standards Watch**. p. 60 – 64., 2007. Disponível em <<http://www.jisc.ac.uk/media/documents/techwatch/tsw0701b.pdf>>. Acesso em 14 fev. 2014

ANDRIESSEN, J. H. E. To Share Or Not To Share, That is The Question. Conditions for Willingness To Share Knowledge. **Delf Innovation System Papers**. Research Program Innovations Systems. Delf University of Technology, v. 31. 2006

ARAL, S.; WALKER, D. Creating Social Contagion Through Viral Product Design: A Randomized Trial of Peer Influence In Network. **Management Science**. v. 57. n. 9, p. 1623 – 1639, 2011

AXELROD, R; COHEN, M. **Harnessing Complexity**, Prentes Hall, 2001.

ALBERT, R; BARABÁSI, A.L. Emergence of Scaling In Random Networks. **Science**. v. 286. Out. 1999

ALBERT, R.; BARABÁSI, A.L. Statistical Mechanics of Complex Networks. **Reviews of Modern Physics**. Vol. 74, Jan. 2002

ALBERT, R.; JEONG, H.; BARABÁSI, A.L. Error and Attack Tolerance of Complex Networks. **Nature**. v. 406. p. 378 – 382. 2000

BARABÁSI, A. L. Graph Theory. In: _____ **Network Science**. Cap. 2, p. 21 – 46. eBook version. 2012. Disponível em <http://barabasilab.neu.edu/networksciencebook/download/network_science_Ch2_July_2012.pdf>. Acesso em 30 set. 2012

BARABÁSI, A.; BONABEAU, E. . Scale-Free Networks. **Scientific American**. p. 50 – 59, 2003

BARAT, *et. al.* The Architecture Of Complex Weighted Networks. **Applied Physical Science**. v. 101, n. 11, p. 3747 – 3752, 2004

BARITE, M. Organização Del Conocimiento: Un Nuevo Marco Teórico-Conceptual en Bibliotecologia y Documentacion. In: **Educação, Universidade e Pesquisa**. Org. Kester Carrara, Marília: Unesp-Marília-Publicações; São Paulo: FAPESP, 2001. p. 250

BAR-YAM, Y. Overview: The Dynamics of Complex Systems—Examples, Questions, Methods and Concepts In: _____ **Dynamics of Complex Systems**. Massachusetts: Addison-Wesley. Cap. 1, p. 1 – 14, 1997

BASTIAN M., HEYMAN S., JACOMY M. **Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks**. International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. 2009

BATAGELJ, V.; MRVAR, A. Pajek: A Program For Large Network Analysis. **Connections**. v. 21, p. 47 – 57, 1998

BESSA *et. al.* **Introdução às Redes Complexas**. FESC – Grupo de Física Estatística e Sistemas Complexos. Universidade Federal da Bahia. 2010. p. 21. Disponível em: <http://www.academia.edu/858124/Introducao_as_Redex_Complexas>. Acesso em 15 set. 2013

BO, Y.; SHENG-HUA, X. The Analysis of Knowledge Transfer Network Characteristic Based on Small-world Network Model. **Future Networks, 2010. ICFN '10. Second International Conference on . 2010. IEEE Computer Society**. p. 428 – 432. Jan, 2010

BOCALETTI, S. *et. al.* Complex Networks: structure and dynamics. **Physics Report**. V. 424. p. 175 – 308, 2006

BORGATI *et. al.* Network Analysis In The Social Science. **Science**. v. 323, p. 892 – 895, 2009

Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Freeman, L.C. **Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis**. Harvard, MA: Analytic Technologies. 2002

BRINK, P . Measurement of Conditions For Knowledge Sharing. In: **Proceedings 2nd European Conference on Knowledge Management**, Bled, Slovenia. November, 2001. p. 1 – 16, 2001

BROWN, J.S; DUGUID, P. Knowledge and Organization: A Social-Pratice Perspective. **Organizations Science**. v. 12, n. 2, p. 198 – 213, 2001

BRUNO, O.M.; ESTORZI, L.F.; BATISTA NETO, J.E.S. **Programando para a Internet com PHP**. Rio de Janeiro. Brasport. 2010

CAMPOS, R.R.; CAZARINI, E.W. Publicações Sobre O Tema Sistemas Complexos e Gestão Do Conhecimento: Contribuições no Processo de Identificação do Estado da Arte. In: **XVIII Simpósio De Engenharia De Produção**, 2011, Bauru/Sp. Anais Simpep 2011. Bauru/Sp : Unesp/Fep, 2011. v. 1. p. 364, 2011

CEN (COMITÉ EUROPÉEN DE NORMALISATION). **European Guide to Good Practice in Knowledge Management** - Part 1: Knowledge Management Framework. 2004. Disponível em: <<ftp://cenftp1.cenorm.be/PUBLIC/CWAs/e-Europe/KM/CWA14924-01-2004-Mar.pdf>>. Acesso em 28 ago. 2012

CHAN, K.; LIEBOWITZ, J. The synergy of social network analysis and knowledge mapping: a case study. **International Journal of Management and Decision Making**. vol.7; n. 1; p. 19 – 35, 2006

CHATIT, *et.al.* The Web 2.0 Driven SECI Model Based Learning Process. **Proceedings of The Seventh IEEE Computer Society**. p. 780 – 782, 2007

CLAUSET, A. SHALIZI, C.; NEWMAN, M. Power-law distributions in empirical data. **SIAM Review**. p. 661 – 703, 2009

COSTA, C.J. **Desenvolvimento para WEB**. Lusocrédito (press.itml.org). Lisboa. Portugal. 2007

COWAN, R.; JONARD, N. Network Structure and the Diffusion of Knowledge. **Journal of Economic Dynamics & Control**. n. 28; p. 1557 – 1575, 2004

CRESPO, A.A. Distribuições Binominal e Normal. In _____ **Estatística Fácil**. Editora Saravaiva. 17ed. São Paulo. p. 137 a 144, 1999

CROSS, *et.al.* Supporting knowledge creation and sharing in social networks. **Organizational dynamics**. vol.30; n. 2. p. 100 – 120, 2001

CROSS, B; PARKER, A.; BORGATTI, S.P. (2002). A bird's-eye view: Using social network analysis to improve knowledge creation and sharing. **IBM Institute of Knowledge-Based Organizations**. 2002. Disponível <http://www.gslis.utexas.edu/~i385q/spring2005/readings/Cross_2002_using_social_network.pdf> . Acesso em 23 out. 2012

CSARDI, G. . **[I-graph] – Power.law.fit**. 2007. Disponível em < <http://lists.gnu.org/archive/html/igraph-help/2007-09/msg00003.html>>. Acesso em 13 fev. 2014

CUMMINGS, J. N. Work Groups, Structural Diversity, and Knowledge Sharing In Global Organization. **Management Science**. vol.50. n. 3. Mar. 2004. p. 352 -364, 2004

CURLEE, W; GORDON, R. **Complexity Theory and Project Management**. John Wiley & Sons, Inc. , 2011. Hoboken, New Jersey, 2011

DANN, Z.; BARCLAY, I. Complexity theory and knowledge management application. **The Electronic Journal of Knowledge Management**. vol.4. ed.1. p. 11-20, 2006

DEUKER, L. *et. al.* Reproducibility of Graph Metrics of Human Brain Functional Networks. **NeuroImage**. v. 47. P. 1460 – 1468, 2009

DODDS, P.S.; WATTS, D.J; SABEL, C.F. Information Exchange and Robustness of Organization Networks. **Proceedings of National Academy of Sciences of the United States of America**. vol.100 n.21 p. 12516 – 12521, 2003
 DOROGOVTSSEV, S.N; MENDES, J.F.F. Evolution of Networks. **Adv. Phys.** V. 51. Ed. 1079, 2002

EARL, M Knowledge Management Strategies: Toward a Taxonomy. **Journal of Management Information Systems**. vol. 18, n. 1, pp. 215 – 233, 2001

EASLEY, D.; KLEINBERG, J. **Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World**. Cambridge University Press. p. 833, 2010

ENDRES, et. al. Tacit knowledge sharing, self-efficacy theory, and application to the Open Source community. **Journal Of Knowledge Management** v. 11 n. 3, pp. 92-103, 2007

ERDÖS, P.; RÉNYI, A. On Random Graphs I. **Publ. Math.** Dec. 6. p. 290 – 297, 1959

FREEMAN, L.C. Some Antecedents of Social Network Analysis. **Connections**. v. 19, p. 39 -42, 1996

FSF – Free Software Foundation. **What is Free Software?** 2012. Disponível em <<http://www.gnu.org/philosophy/free-sw.html>>. Acesso em 15 fev. 2014.

GIL, A.C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4.ed. São Paulo. Atlas, 2009

GLATTFELDER, J Who Controls The World? TEDx –Zurich. 2012. Disponível em <http://www.ted.com/talks/james_b_glattfelder_who_controls_the_world.html>. Acesso em 13 set. 2013

GRANOVETTER, M. The Strength of Weak Ties. **American Journal of Sociology**. v. 78. ed. 6. p. 1360 – 1380, 1973

GRANOVETTER, M. Ignorance, Knowledge, and Outcomes in a Small World. **Science**. Vol. 301; p. 773 – 774; August, 2003.

GHOSH, T. (2004). Creating Incentives For Knowledge Sharing. **MIT Sloan School of Management**. 2004. Disponível em < http://ocw.mit.edu/courses/sloan-school-of-management/15-575-research-seminar-in-it-and-organizations-economic-perspectives-spring-2004/projects/tanu_15575.pdf>. Acesso em 20 jan. 2014

HANG, W.; ZHONG, Q. Development of an Instrument to Measure Knowledge Management Processes. **International Conference on Management Science and Engineering**. p.1262 – 1268, 2006

HANNEMAN, R.; RIDDLE, M. **Introduction to Social Network Methods**. Department of Sociology in the College of Humanities, Arts, and Social Sciences at the University of California. 2005. Disponível em <<http://faculty.ucr.edu/~hanneman/>> . Acesso em 05 out. 2012

HANSEN, D.; SHNEIDERMAN, B.; SMITH, M.A. Introduction to Social Media and Social Networks. In: _____ **Analyzing social media networks with NodeXL** : insights from a connected world. Burlington-USA: Elsevier. Cap.1, p. 3 – 9, 2011

HAVLIN, S.; COHEN, R. **Complex Networks, Structure, Robustness and Function**. Cambridge University Press. New York. p. 238, 2010

HELLMS, R. Redesigning Communities of Practice using Knowledge Network Analysis. KAZI, A.S.; WOHLFAT, L.; WOLF, P. **Hands-On Knowledge Co-Creation and Sharing**: Practical Methods and Techniques. Stuttgart, Germany: KnowledgeBoard in collaboration with VTT – Technical Research Centre of Finland and Fraunhofer IRB Verlag. Cap. 15, p. 251 – 274, 2007

HENDRIKS, P. Why Share Knowledge? The Influence of ICT on The Motivation for Knowledge Sharing. **Knowledge and Process Management**. v. 6, n. 2, p. 91 – 100, 1999

HIDALGO, C. A. *et al* The Product Space Conditions the Development of Nations. *Science*. vol. 317, jul 2007, p. 482 - 487 , 2007

HILDRUM, J. Sharing Tacit Knowledge Online : A Case Study of e-Learning in Cisco ' s Network of System Integrator Partner Firms. **Industry & Innovation**. v. 16, p. 197 – 218, 2009

HOFER-ALFEIS, J. Measuring Knowledge and KM in an organization with an explicit top-down Knowledge Strategy. **Lectures Notes In Informatics**. v.28, p. 433 -442, 2003

HONDA, H.; MATSUKA, T. How is Knowledge Transmitted in a Small-world Network Through Communicative Interaction? **Cognitive Science Journal Archive. CogSci 2011 Proceedings. p. 1841 – 1846. 2011.** Disponível em: <<http://csjarchive.cogsci.rpi.edu/Proceedings/2011/papers/0411/paper0411.pdf>>. Acesso em 05 out. 2012

HOOFF, B., HUYSMAN, M. Managing knowledge sharing: Emergent and engineering approaches. *Information & Management*. v. 46, p. 1 – 8, 2009

HOSSAIN, L. *et. al* Knowledge Sharing Through Social Networks. In: **SOTICS 2012 : The Second International Conference on Social Eco-Informatics**. Venice: Italy, 2012. p. 27 – 34, 2012

HOSSEINI, E.; HASHEMPOUR, L. The Status of Librarians' Knowledge Sharing By Usage of Web 2.0 Tools: A Case Study of Central Libraries of Tabriz Governmental Universities. **E-Science and Information Management**. v. 317. p. 128 – 137, 2012

HUANG, J.J. The Evolutionaty Perspective of Knowledge-Creation – A Mathematical Representation. **Knowledge-Based Systems**. v.22, p. 430 – 438, 2009

HUMPHRIES, M.D.; GURNEY, K.; PRESCOTT, T.J. The Brainstem Reticular Formation Is a Small-World, Not Scale-Free, Network. **Proceedings of The Royal Society**.v. 273. p. 503 – 511, 2006

I-GRAPH PROJECT. Degree Distribution For Nonlinear Preferential Attachment. 2013. Disponível em < <http://igraph.sourceforge.net/screenshots2.html#8>>. Acesso em 14 fev. 2014

IZQUIERDO, L.; HANNEMAN, R. **Introduction To The Formal Analysis Of Social Networks Using Mathematica**. Department of Civil Engineering. University of Burgos. 2006. Disponível em < http://library.wolfram.com/infocenter/MathSource/6638/Izquierdo_Hanneman.pdf>. Acesso em 14 nov. 2012

JOHANNESSEN, J.A., OLAISEN, J. AND OLSEN, B. Mismanagement of tacit knowledge: the importance of tacit knowledge, the danger of information technology, and what to do about it, **International Journal of Information Management**, v. 21, n. 1, p. 3-20, 2001

KIM,S.; HONG, J.; SUH, E. A diagnosis framework for identifying the current knowledge sharing activity status in a community of practice. **Expert Systems with Applications**. vol.39; n. 18; p. 13093 – 13107, 2012

KIM, S.; SUH, E. JUN, Y. Building a Knowledge Brokering System using social network analysis: A case study of the Korean financial industry. **Expert Systems with Applications**. vol.38; n. 12; p. 14633 – 14649, 2011

KIM, Y. *et. al.* Identifying Organizational Knowledge Paths through Social Network Lens: Synthesis of Multi-Industry Case Studies. In: **Proceedings Of The 42nd Hawaii International Conference On System Sciences**. 2009

KINNEY, R. *et. al.* Modeling cascading failures in the North American power grid. **The European Physical Journal**. vol. 46, p. 101 – 107, 2005

KOSSINETTS, G.; WATTS, D. J. Empirical Analysis of an Envolving Social Network. **Science**. Vol. 311; p. 88 – 90; January, 2006.

KURT, M. Strategic Role Of Physical Settings for Creating and Sharing Knowledge. In: KAZI, A.S.; WOHLFAT, L.; WOLF, P. **Hands-On Knowledge Co-Creation and Sharing: Practical Methods and Techniques**. Stuttgart, Germany: KnowledgeBoard in collaboration with VTT – Technical Research Centre of Finland and Fraunhofer IRB Verlag. Cap. 13, p. 465 – 479, 2007

LAM,A.; FORD, J.P.L.. Knowledge Criation and Sharing in Organizational Context: A Motivation-based Perspective. **Journal of Knowledge Management**. v. 15. ed.1 . 51 – 56, 2009

LAZER, *et. al.* Computational Social Science. **Science**. vol. 323, p. 721 – 723, 2009

LEE, L. Knowledge Sharing Metrics for Large Organisations. Morey, D., Maybury, M.; , Thuraisingham, B.; **Knowledge Management: Classic and Comtemporary Works**. USA; Massachusetts Institute of Techonoly .MIT Press. Cap. 18. p. 403-420, 2000

LEI, G.; XIN, G. Social Network Analysis on Knowledge Sharing of Scientific Groups. **Journal of System and Management Sciences**. vol. 1, n. 3; p. 79-89; jun. 2011

LEVY, L.D. Applications and Limitations of Complexity Theory in Organization and Theory and Strategy. In_____ **Handbook of Strategic Management**. V. 79. ed. 1990. p. 67 – 87, 2000

LI, *et.al.* Weighted Networks Of Scientific Communication: The Measurement And Topological Role Of Weight. **Physica A**. v. 350. p. 643 – 656, 2005

LIEW, A. Understanding Data, Information, Knowledge and Their Inter-relationship. **Journal of Knowledge Management Practice**, vol. 8, n. 2, Jun. 2007

LOPEZ-NICOLAS, C. AND SOTO-ACOSTA, P. Analyzing ICT Adoption And Use Effects On Knowledge Creation: An Empirical Investigation In SMEs, **International Journal of Information Management**, v. 30, n. 6, p. 521-528, 2010

LUSSEAU, D. The Emergent Properties Of A Dolphin Social Network. **Proceedings of The Royal Society Biological Science**. p. 186 – 188, 2003

MARWICK, A.D. Knowledge management technology, **IBM Systems Journal**, v. 40, n. 4, p. 814-830, 2001

MCCARTHY, I.P.; RAKOTOBÉ-JOEL, T. Complex systems theory : implications and promises for manufacturing organizations. **Int. J. Manufacturing Technology and Management**. Vol. 2, n. 7. p. 559 – 579, 2000

MCELROY, M.W. Integrating Complexity Theory, Knowledge Management And Organization Learning. **Journal of Knowledge Management**. vol.4; n. 3; p. 195 – 203, 2000

MCDERMOTT, R. Why information technology inspired but cannot deliver knowledge management, California Management Review, Vol. 41 No. 4, pp. 103-117, 1999

METZ *et. al.* **Redes Complexas: conceitos e aplicações**. Relatório Técnico. Instituto de Ciências Matemáticas e Computação. Departamento de Computação e Estatística. Laboratório de Inteligência Computacional. 2007. Disponível em <http://www.icmc.usp.br/CMS/Arquivos/arquivos_enviados/BIBLIOTECA_113_RT_290.pdf>. Acesso em 16 set. 2013

MORRIN, E. Introdução ao Pensamento Complexos. 3ª. ed. Editora Piaget. 175 p. 2001

MORRONE, P.; TAYLOR, R. Small world Dynamics and The Process of Knowledge Diffusion: The Case of The Metropolitan Area of Greater Santiago de Chile. **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**. Vol. 7, n. 2., 2004

MUELER, C.; GRONAU, N.; LEMBCKE, R. Application of Social Network Analysis In Knowledge Process. ECIS 2008 Proceedings. Paper 227. 2008. Disponível em: <<http://aisel.aisnet.org/ecis2008/227/>> . Acesso em 21 out. 2012

MÜLLER-PROTHMANN, T. **Leveraging Knowledge Communication for Innovation**: Framework, Methods And Applications of Social Network Analysis in Research and Development. Frankfurt: Peter Lang Pub Inc. 1.ed. p. 292, 2006

Social Network Analysis: A Practical Method to Improve Knowledge Sharing. KAZI, A.S.; WOHLFAT, L.; WOLF, P. **Hands-On Knowledge Co-Creation and Sharing**: Practical Methods and Techniques. Stuttgart, Germany: KnowledgeBoard in collaboration with VTT – Technical Research Centre of Finland and Fraunhofer IRB Verlag. Cap. 13, p. 219 – 234, 2007

Knowledge Experts. 2011. Social Network Analysis As A Knowledge Management Tool. Disponível em <<http://www.knowledge-experts.com/sna.htm>>. Acesso em 20 out. 2012

MUSTAFA, K. Strategic Role of Physical Settings for Creating and Sharing Knowledge. KAZI, A.S.; WOHLFAT, L.; WOLF, P. **Hands-On Knowledge Co-Creation and Sharing: Practical Methods and Techniques.** Stuttgart, Germany: KnowledgeBoard in collaboration with VTT – Technical Research Centre of Finland and Fraunhofer IRB Verlag. Cap. 26, p. 464 – 479, 2007

NELSON, R. E.; HSU, H. S. A Social Network Perspective on Knowledge Management. In D. Schwartz, & D. Te'eni (Eds.), *Encyclopedia of Knowledge Management, Second Edition* (pp. 1470-1478). Hershey, PA: Information Science. ch140, 2011

NEWMAN, M. The structure of scientific collaboration networks. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America.** vol.98; n. 2; p. 404 – 409. Jan. 2001

NEWMAN, M.E.J. The Structure and Function of Complex Networks. **SIAM Review** – Society for Industrial and Applied Mathematics. vol. 45. ed.2. p. 167, 2003

NONAKA, I. A Dymanic Theory of Organizational Knowledge Creation. **Organization Science.** Vol.5, no. 1. Fev.1994. p. 14.37, 1994

NONAKA, I.; KONNO, N. The concept of 'Ba': Building a foundation for knowledge creation. **California Management Review**, v. 40(3), p. 40–54, 1998

NONAKA, I.; TAKEUCHI, H. Knowledge and Management. In: _____ **The Knowledge - Creating Company** – How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation. New York: Oxford University Press. Cap. 2. p.20 – 55, 1995

NONAKA, I; TOYAMA, R.; KONNO, N. SECI, Ba and Leadership: a Unifed Model of Dymanic Knowledge Creation. **Long Range Planning.** Vol. 33. No. 1. p.5-34, 2000

NONAKA, I; TOYAMA, R. The Knowledge-creating Theory Revisited: knowledge creation as a Synthesizing Process. **Knowledge Management Research & Prattice.** Vol. 1. ed.1. p. 2-10, 2003

NOOY, W.; MRVAR, A.; BATAGELJ, V. **Exploratory Network Analysis With Pajek.** Cambridge University Press. Cap. 1, p. 3 – 28. New York. 2005

OLIVEIRA, S.L. **Tratato de Metodologia Científica:** projetos de pesquisa, TGI, TCC, monografias, dissertações e teses. 2.ed. São Paulo. Pioneira Thomson Learning, 2001.

OPSAHL, T.; AGNEESSENS, F.; SKVORETZ, J. Node Centrality in Weighted Networks: Generalizing Degree and Shortest Path. *Social Networks.* v. 32, p. 245 – 251, 2010

O'REILLY, T. Design Patterns and Business Models for The Next Generation of Software. **O'Reilly Media.** Disponível em: < <http://www.oreillynnet.com/lpt/a/6228>>. Acesso em: 15 fev. 2014

OTTINO, J. M. Engineering complex systems. **Nature**. Vol. 427. January. 2004

OYE, N.D.; MAZLEENA, S.; NOORMINSHAH, A. Knowledge Sharing in Workplace: Motivators and Demotivators. **International Journal of Managing Information Technology**, v. 3, n. 4, p. 71 – 84, 2011

PANAHI, S.; WATSON, J.; PARTRIDGE, H. Towards Tacit Knowledge Sharing Over Social Web Tools. **Journal of Knowledge Management**. v. 17, n. 3, p. 379 – 397, 2013

PAROUTIS, S.; SALEH, A.A. Determinants of Knowledge Sharing Using Web 2.0 Technologies. **Journal of Knowledge Management**. v. 13, n. 4, p. 52 – 63, 2009

PERRIN, A ; ROLLAND, N.; STANLEY, T. Managing organizational networks and knowledge transfer in a global service company. **24th Annual Conference of the SMS Conference** - San Juan - Porto Rico – USA., 2004

RANGACHARI, P. Knowledge sharing networks in professional complex systems. **Journal of Knowledge Management**. v. 13, n. 3, p. 132 – 145, 2009

R-DOCUMENTATION **Fitting a Power-law Distribution Function To Discrete Data**. 2014a. Disponível em: < <http://igraph.sourceforge.net/doc/R/power.law.fit.html>>. Acesso em 16 fev 2014

_____. **Degree and Degree Distribution Of The Vertices**. 2014b. Disponível em: < <http://igraph.sourceforge.net/doc/R/degree.html>>. Acesso em 16 fev 2014

ROCHA, L.E.C Notícia ruim corre depressa! **Revista Brasileira de Ensino de Física**. v. 31.n. 3, 2009

ROSEN, R. On Complex Systems. **European Journal of Operational Research**. v.30, p. 129 – 134, 1987

RODRIGUES, F. A. Caracterização, Classificação e Análise de Redes Complexas. Universidade de São Paulo. Instituto de Física de São Carlos. Tese – doutorado. 2007. p. 130, 2007

R-PROJECT What is R? Disponível em < <http://www.r-project.org/>> 2014. Acesso em 16 fev. 2014

RUSSEL, M.A. Introduction: Hacking on Twitter Data. In:_____ **Mining The Social Web**. O'REILLY Media Inc. Cap. 1, p. 1 – 18. Sebastopol, California, 2011

SEMAR, W. Incentive Systems in Knowledge Management to Support Cooperative Distributed Forms of Creating and Acquiring Knowledge. In: Arabnia, Hamid; et al. (Hg.): **Proceedings of the International Conference on Information and Knowledge Engineering** - IKE'04. Las Vegas: p.. 406 – 411, 2004

SHARIF, et. al. Knowledge Management (Km) Framework For Representing Lessons Learned System For Communities Of Practice In Institutions Of Higher Learning. **Malasian Journal of Computer Science**. vol.17. n. 1, jun. 2004, p. 1 – 12, 2004

SOLÉ, R. V.; VALVERDE, S. Information Theory of Complex Networks: On Evolution and Architectural Constraints. **Lect. Notes Phys.** n.650 p. 189–207, 2004
 STACEY, R. The Emergence of Knowledge In Organizations. **Emergence**. vol.2; ed.4 p. 23.29 , 2000

STROGATZ, S.H. Exploring Complex Networks. **Nature**. vol. 410. p.268 – 276. mar- 2001

SWAN,J; *et. al.* Knowledge management and innovation: networks and networking, **Journal of Knowledge Management**, Vol. 3 lss: 4 pp. 262 – 275, 1999

TOMASELLO, M. **Origens culturais da aquisição do conhecimento humano**. C. Berliner, Trad. São Paulo: Martins Fontes, 2003

TUOMI, I. . Data is More Than Knowledge: Implications of the Reversed Knowledge Hierarchy for Knowledge Management and Organizational Memory. **Journal of Management Information Systems**, Vol. 16, No. 3., pp 107-121, 1999

VANDERBILT **Vanderbilt University Social Media Handbook**. 2013. Disponível em <<http://web.vanderbilt.edu/i/VUSocialMediaHandbook.pdf>> . Acesso em 16 jul. 2013

VESTAL, W. Measuring Knowledge Management. **APQC – American Productivity Quality Center**. 2002. Disponível em < http://www.providersedge.com/docs/km_articles/measuring_km.pdf>. Acesso em 30 out. 2012

VON KROGH, G.; ICHIJIO, K.; NONAKA, I. **Knowledge Creation**: How to Unlock The Mystery of Tacit Knowledge and Release The Power of Information. New York: Oxford University Press.
 WAN, S; NOE, R.A. (2010). Knowledge Sharing: A Review and Directions For Future Research. **Human Resource Management Review**. Vol 20. p. 115 – 131, 2000

WASSERMAN S, FAUST K. **Social Network Analysis**: Methods and Applications. New York: Cambridge University Press, 1994.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Colletive Dynamics of ‘Small-world’ Networks. **Nature**. V. 393, ed. 6684 p. 440-442. June, 1998.

WATTS, D. J. Networks, Dynamics, and the Small-World Phenomenon. **American Journal of Sociology**, vol. 105, ed. 2, p. 493-527, September, 1999.

_____. **Six Degrees: the science of connected age**. 1a. ed. 374 p. W.W. Norton & Company. New York, 2003

_____. The “New” Science of Networks. **Annu. Rev. Social**. vol.30. p. 243 – 270. mar. 2004

WENZEL, H.; BJEGOVIĆ, V.; LAASER, U. Social Network Analysis As a Tool To Evaluate The Balance of Power According To The Serbian Health Insurance ACT. **Management Health**. vol. 15, p. 8 – 15, 2011

WU, B.; GE, J.; XU, W. Social Network Analysis in Knowledge Management Research. **Key Engineering Materials**. vol. 474 – 476, p. 1107 – 1011, 2011

YON, G. V. (2013a). **rgexf: An R Library To Work With GEXF Graph Files**. 2013a. Disponível em: < <https://gephi.org/tag/gexf/>>. Acesso em 13 fev. 2014

_____ **Package ‘rgexf’ – An R Package to Build GEXF Graph Files**. 2013b. Disponível em: < <http://cran.r-project.org/web/packages/rgexf/rgexf.pdf>>. Acesso em 13 fev 2014

YONG-YEAL *et.al.* Flavor network and the principles of food pairing. **Scientific Reports**. vol 196, p. 1 – 7, 2011

APÊNDICE A – Script PHP Para Captura de Dados

```
<?
/*****
    get_face_data_newapi.php
    Get data from Facebook
    Ronaldo R. de Campos
    gera arquivo texto
*****/

//*****
// Functions
//*****

// com intervalo de datas
///feed?fields=comments.fields(likes.fields(id,name),message,from,id,like_count),likes,from,created_time,message,updated_time,id&since=2013-03-27&until=2013-03-30
///feed?fields=id,created_time,updated_time,from,message,likes.fields(id,name),comments.fields(id,from,user_likes,like_count,message,likes.fields(id,name))
//commando testado em 17/09/2013 no Graph Api Explorer
//419590358082914?fields=feed.fields(id,created_time,updated_time,from,message,likes.fields(id,name),comments.fields(id,from,user_likes,message,like_count))&until=2013-09-11&since=2013-09-04
function GetDataGraphApiFacebook($App_Text, $Access-Token, $Limit, $Select, $FirstDate, $LastDate, $Paging_Type)
{
    //building the app url
    $url_app="https://graph.facebook.com";
    if ($Select=="N") {
        $url_app=$url_app . $App_Text . "?access_token=" . $Access-Token . "&limit=".$Limit;
    }
    if ($Select=="Y")
    {
        If (($FirstDate <> '') || ($LastDate <> '')) {
            $url_app=$url_app . $App_Text . "&access_token=" . $Access-Token . "&since=".$FirstDate . "&until=" . $LastDate . "&limit=".$Limit;
        }
        If (($FirstDate == '') && ($LastDate == '')) {
            $url_app=$url_app . $App_Text . "&access_token=" . $Access-Token;
        }
    }
    If ($Paging_Type == "NextPage"){
        $url_app = $App_Text;
    }
    $url_app=str_replace(" ", "%20", $url_app);
    //$url_app=str_replace("(", "%28", $url_app);
    //$url_app=str_replace(")", "%29", $url_app);
    //echo $url_app."<br>";
    $context = stream_context_create(array(
        'http' => array(
            'ignore_errors'=>true,
            'method'=>'GET'
        )
        // for more options check http://www.php.net/manual/en/context.http.php
    ));
    $response = file_get_contents($url_app, false, $context);
    //to decode information that had been returned in JSon format
    //print_r($response);
    //$ret_obj = json_decode($response);
    //return $ret_obj;
    // Criando um novo arquivo
    return $response;
}

//Salva dados retornados pela função GetDataGraphApiFacebook no arquivo texto
```

```

function SaveDataInFile($FileNameData, $Save_Type, $StringToSave) {
If ($Save_Type == "FirstPage")
{ file_put_contents($FileNameData, ($StringToSave)); }
else
{file_put_contents($FileNameData, ($StringToSave), FILE_APPEND); }
}

function RemoveSpecialChar($string){
    $strig = iconv('UTF-8', 'ASCII//TRANSLIT', $string);
    return $string;
}

function GetContentPiece($StringData, $PiecePosition) {
    If ($PiecePosition == "First")
    {
        //parte do arquivo que estava na primeira página de retorno dos dados
        $pos_end = (strrpos($StringData, ']);
        echo("Deveria mostrar dados primeira pagina, finalizando no caracter:
$. $pos_end."</br>");
        $PieceStringData = substr($StringData,0,$pos_end).",";
    }
    If ($PiecePosition == "Middle")
    {
        // Partes do arquivo que estão nas páginas entre a primeira e a última
        $pos_begin = strpos($StringData, '[')+1;
        $pos_end = (strrpos($StringData, ']);
        echo("Deveria mostrar dados paginas do meio </br>");
        $PieceStringData = substr($StringData,$pos_begin,($pos_end - $pos_begin)).",";
    }
    If ($PiecePosition == "Last")
    {
        //Partes do arquivo que está na última página
        echo("Deveria mostrar dados ultima pagina </br>");
        $pos_begin = strpos($StringData, '[')+1;
        $PieceStringData = substr($StringData,$pos_begin,(strlen($StringData)-
$pos_begin));
    }
    // echo($PieceStringData);
    // echo("</br>");
    return $PieceStringData;
}

//*****
// Begin of Scrit
//*****

//
//setlocale(LC_ALL, 'pt_BR.utf8');
ini_set('default_charset','UTF-8');
//header("Content-Type: text/html; charset=UTF-8",true);

//Enable Facebook Graph API
require_once "facebook.php";

// Enable functions from file inserir_face_excel.php
require_once 'grava_dados_arquivo_texto.php';

//Enable functions from file membros_grupos.php
require_once 'membros_grupos.php';

//url was been written in facebook app developers
$RedirectUri =
"http://www.ronaldo.pro.br/facebook/ars/get_face_data_newapi.php";

//Group Ids
//=====

```

```

$group_id=$_POST["GroupSelect"];
// $group_id= "221903684620417"; // 2013/1: Seminários em Engenharia de Produção
// $group_id= "495596883831943"; // 2013/1: Gestão da Tecnologia da Informação
// $group_id= "264354790362371"; // 2013/1: Tecnologia de Informação Aplicada à
Gestão
//=====
$myid="100001473424585"; //My user Id
$date=date(YmdHi);

//data about app created in Facebook (app's id and app's access key)
$config = array(
    'appId' => '146889575478362',
    'secret' => '3efea3ffcf73c4dacb3160a329ab633e',
    'cookie' => true,
);

//Cria novo objeto para dados do Facebook
$facebook = new Facebook($config);

//ajusta permissões para obter dados do usuário
$params = array(
    'scope' => 'user_status,publish_stream,user_likes,user_groups',
    'redirect_uri' => $RedirectUri
);

//Pega dados do usuário para verificar se ele já está logado
$user_log = $facebook->getuser();

?>
<html>
<head>
<!-- information to Facebook (Open Graph API) -->
<html prefix="og: http://ogp.me/ns#">
<meta property="og:title" content="ARS" />
<meta property="og:type" content="website" />
<meta property="og:url" content="http://www.ronaldo.pro.br/facebook/ars/" />
<meta property="og:image"
content="http://www.ronaldo.pro.br/facebook/ars/logo_ars.png" />
</head>
<body>
<?
//no caso do usuário não estar logado, dá início para processo de login
if(!$user_log)
{
    $loginUrl = $facebook->getLoginUrl($params);
    //header("Location:".$loginUrl);
    echo 'Please <a href="' . $loginUrl . '">login.</a>';
}

//Se o usuário já estiver logado ($user_log exists), captura informação do usuário
if($user_log)
{
    //mostra informacao do usuario
    $user_id = $facebook->api('/me');
    echo "UID: " . $user_id["id"]." - Nome: " . $user_id["name"]."<br>";

    //captura o token de acesso (funcao disponivel no arquivo facebook.php)
    $access_token = $facebook->getAccessToken();

    //cria novo arquivo texto (funcao disponivel no arquivo
grava_dados_arquivo_texto.php)
    $file_name_nodes = "Nodes_".$date.".txt";
    $file_data_nodes = fopen($file_name_nodes, "w");
    $row = 1;

    //cria linhas de cabelo no arquivo de membros do grupo = Nodes
    WriteLnHeaderForFacebookGroup($file_data_nodes, $row);

```

```

$row = $row + 1;

//*****
// Procura por membros de um grupo específico = Facebook's Group
//*****

//ajusta commando para obter dados dos usuários do grupo
$limit=1000;
$app_text = "/" . $group_id . "/members";

//procura por informacao do grupo (ver funcao GetDataGraphApiFacebook no início
deste arquivo)
$obj_json=json_decode(GetDataGraphApiFacebook($app_text, $access_token, $limit,
'N', '', '', "FirstPage"));
//
foreach($obj_json->data as $value)
{
    echo($value->id . " - " . $value->name . "<br>");
    //Localiza o grupo interno do qual o usuário do Facebook faz parte
    $nomegrupo = retorna_nome_grupo($membros_grupo, "id_face", $value->id);
    $node = retorna_nome_node($membros_grupo, "id_face", $value->id);
    //insere informacoes do usuario no arquivo de membros do grupo = nodes
    //
    Member Label, Member Group , Node Name
    WriteLnForFacebookGroup ($file_data_nodes, $row, $value->name, $value->id,
    $value->id, $nomegrupo, $node);
    $row = $row + 1;
}
// close_text_file($arquivotexto);
CloseTextFile($file_data_nodes);
//***** End of search for groups

//*****
//Procura por posts (feeds) likes e comentários postados na pagina do grupo
//*****
$first_date = $_POST["firstdate"];
$last_date = $_POST["lastdate"];
//ajusta commando para obter informacoes a partir da GraphiAPI sobre os posts do
grupo
$file_name_edges = "Links_". $date . ".txt";
//$arquivo_links = CreateTextFile($file_name_edges);
$file_data_edges = fopen($file_name_edges, "w");
$limit=5000;
//
$app_text="/" . $group_id . "/" . "feed?fields=id,created_time,updated_time,from,message,
likes.fields(id,name),comments.fields(id,from,user_likes,like_count,message)";
//419590358082914?fields=feed.fields(id,created_time,updated_time,from,message,like
s.fields(id,name),comments.fields(id,from,user_likes,message,like_count))&until=201
3-09-11&since=2013-09-04

$app_text="/" . $group_id . "/" . "?fields=feed.fields(id,created_time,updated_time,from,
message,likes.fields(id,name),comments.fields(id,from,user_likes,like_count,message
))";
//
$app_text="/" . $group_id . "/" . "?fields=feed.fields(id,from,message,likes.fields(id,na
me),comments.fields(id,from,user_likes,like_count,message)),created_time,updated_ti
me";

//search for feeds information (see GetDataGraphApiFacebook function in the
beginning of this file)
// $obj_json=GetDataGraphApiFacebook($app_text, $access_token, $limit, 'Y',
$first_date, $last_date, 'Next_page_NO');
// $file_name_data = "Data_". $date . ".txt";
$file_data_results = "Data_". $date . ".txt";
// $file_data_results = fopen($file_name_data, "w");

```



```

    $FirstPageRecords=GetDataGraphApiFacebook($app_text, $access_token, $limit,
'Y', $first_date, $last_date, "FirstPage");
    $obj_json=json_decode($FirstPageRecords);
    $next_page = $obj_json->feed->paging->next;
    print_r($next_page);
    $row = 1;
    //Cria cabecalho para o arquivo de posts do Facebook Group = Links
    WriteLnHeaderForGroupFeeds($file_data_edges);

    //Ajusta variáveis de controle dos posts
    $comment_likes = 0;
    $comment_id = '';
    $row = $row+1;
    $numrecord = 1;
    $processa_json= 1;
    $page_counter = 1;
    $page_process = 1;
    $page_type = "First"; // [First, Middle or Last]

    if (empty($next_page)) // se os dados estão todos em uma única página de
retorno
    {
        SaveDataInFile($file_data_results, "FirstPage", $FirstPageRecords);
        echo("There is only one page! <br>");
        $page_process = 0;
    }
    else // if data returned need more than one page
    {
        SaveDataInFile($file_data_results, "FirstPage",
GetContentPiece($FirstPageRecords,"First"));
        $page_process = 1;
        $page_type="Middle";
        echo("There are more than only one page! <br>");
    }

    while ($page_process == 1) // Se existir mais de uma página, elas precisar
ser processadas
    {
        $DataRecordsFaceBook = GetDataGraphApiFacebook($next_page, $access_token,
$limit, 'Y', $first_date, $last_date, "NextPage");
        $obj_json = json_decode($DataRecordsFaceBook);
        $previous_page = $obj_json->paging->previous;
        $next_page = $obj_json->paging->next;
        if (empty($next_page))
        {
            $page_process = 0;
            $page_type = "Last";
        }
        If (!empty($previous_page))
        {
            SaveDataInFile($file_data_results, "MiddleOrLastPage",
GetContentPiece($DataRecordsFaceBook,$page_type));
            print_r($next_page);
            $page_counter = $page_counter+1;
            echo("</br>". "Processado pagina: " . $page_counter.
"<br>". $next_page. "</br>");
        }
        if ((empty($previous_page)) && ($page_counter > 1))
        // {file_put_contents($file_data_results, $pages_previous_next,
FILE_APPEND); }
        { echo("</br> nao tem previous page </br>");
          $pos_last_coma =
(strrpos(file_get_contents($file_data_results), ','));
          $fix_file_data =
substr(file_get_contents($file_data_results),0,$pos_last_coma);
          file_put_contents($file_data_results,$fix_file_data);

```

```

        file_put_contents($file_data_results, "]]}", FILE_APPEND);
    }
    $data_json= file_get_contents($file_data_results);
    $data_json=str_replace('}','],[',']',"", $data_json);
    $obj_json = json_decode($data_json);
    print_r($obj_json);
    $record_count = count($obj_json);
    $recno = 0;
    // Para cada feed no grupo, verificar comentários e likes

foreach($obj_json->feed->data as $feeds )
{
    $recno = $recno +1;
    //$progresso->mostrar($recno);
    //print_r($feeds);
    //check if feed has likes
    if (property_exists($feeds, "likes"))
    {
        $likes = $feeds->likes;
        $feed_message = $feeds->message;
        if(!empty($likes->data))
        {
            foreach($likes->data as $lk)
            {
                //Se a origem tiver o mesmo destino
                if ($feeds->from->id != $lk->id)
                {
                    echo("Saving Likes: ".$numrecord." Origin:
".$feeds->from->name." - Target: ".$lk->name."<br>");
                    //insert like information in Comma Separated File
                    WriteLnForGroupFeeds($file_data_edges, $row,
                        $feeds->from->id, $lk->id,
                        'Directed', $numrecord, '', '1.0',
                        $feeds->from->name,
                        $lk->name, $feeds->id,
                        'Like', $feeds-
>created_time, $feeds->updated_time,
                        '', $comment_likes, $comment_id,
str_replace("\n"," ",str_replace(","," ", $feed_message)));

                    $row = $row + 1;
                    $numrecord = $numrecord+1;
                    $feed_message = '';
                } //end if - source <> target
            } //end foreach
        } //end if not empty array
        echo("====End Likes
=====");
    } //fim da procura por Likes

    //procurando por comentários
    if (property_exists($feeds, "comments"))
    {
        $comme = $feeds->comments;
        if(!empty($comme->data))
        {
            $countfeedmessage = 1;
            foreach($comme->data as $ct)
            {
                If ($feeds->from->id != $ct->from->id)
                {
                    // echo ("Comments from : ".$feeds->from->id ." - " . $ct-
>from->id . "<br/>");
                    echo("Saving Comments: ".$numrecord." Origin:
".$feeds->from->name ." - Target: " . $ct->from->name. " likes count: ".$ct-
>like_count."<br/>");
                    //insert comments information in Comma Separated File
                    if $countfeedmessage = 1 {

```

```

$wholemessage = "Feed: ".$feeds->message
. "Comment: " . $ct->message;
    } else {
$wholemessage = $ct->message;}

WriteLnForGroupFeeds($file_data_edges, $row,
    $feeds->from->id, $ct->from->id,
    'Directed', $numrecord, '',
'1.0',
    $feeds->from->name,
    $ct->from->name, $feeds->id,
    'Comments', $feeds-
>created_time, $feeds->updated_time,
    '', $ct->like_count, $ct->id, str_replace("\n", "
",str_replace(", " , " ", $wholemessage)));
    $row = $row + 1;
    $numrecord = $numrecord+1;
        $countfeedmessage = 2;
        // } //end foreach $ct
    //} //end if source feed and target ct - (line 239)
    // Procurando por likes para os comentários
    if ($ct->like_count >=1)
    {
        $id_comment_like = $feeds->id ."_" . $ct-
>id;
        // echo("Comment like: ".$id_comment_like."
Likes Count: ".$ct->like_count."<br>");
        $app_text="/".$id_comment_like."/"."?fields=likes";
        $obj_json_ct=json_decode(GetDataGraphApiFacebook($app_text, $access_token, $limit,
        'Y', '', '', 'FirstPage'));
        // print_r($obj_json);
        $countlikecomme = 1;
        foreach($obj_json_ct->likes->data as
$lk_ct )
        {
            if ($ct->from->id != $lk_ct->id)
            {
                echo("Saving Comment
Like: ".$numrecord. " likes comment count: ".$countlikecomme. " Origin: ".$ct-
>from->name." - Tarjet: ".$lk_ct->name."<br>");
                WriteLnForGroupFeeds($file_data_edges,
                $row,
                $ct->from->id, $lk_ct->id,
                'Directed',
                $numrecord, '', '1.0',
                $ct->from->name,
                $lk_ct->name,
                'Like Comment',
                $feeds->created_time, $feeds->updated_time,
                '', $ct->like_count,
                $id_comment_like, '');
                $countlikecomme = $countlikecomme + 1;
                $row = $row + 1;
                $numrecord = $numrecord+1;
            } //end if source != target
        } //end foreach $obj_json_ct
    } //end if like_count >=1
    } //end if source feed and target ct are not the
same
    } //end foreach $ct
    echo("=====Final de comentários e likes de
comentários =====<br>");
    } //end not empty $comme->data
} //end search for comments property $comme

```

```

    } //end foreach in feeds for likes and comments
// echo("feed->paging->depois do feed := ".$next_page."<br>");
// if (!empty($next_page))
// {
//     $app_text=$next_page;
//     $obj_json=GetDataGraphApiFacebook($app_text, $access_token, $limit, 'Y',
$first_date, $last_date, 'Next_page_YES');
// }
// else
// { $processa_json=0; } // se não houve mais página seguinte,

// } // final do while que processa os resultados em várias páginas
echo("<br>");
    CloseTextFile($file_data_edges);
    //build links to download text files
    echo "<a href=\"downloadfiles.php?arquivo=".$file_name_nodes.">
Baixar Arquivo Nodes ".$file_name_nodes."</a><br>";
    echo "<a href=\"downloadfiles.php?arquivo=".$file_name_edges.">
Baixar Arquivo Links ".$file_name_edges."</a>";

} //end if user log
?>
</body>
</html>

```

APÊNDICE B – Exemplo de Arquivo – Identificação *Nodes*

Observação: Por critérios de privacidade, para apresentação neste trabalho, foram feitas as seguintes alterações nos dados do modelo de arquivo apresentado abaixo:

- os nomes de origem foram substituídos por Fulano_Node;
- o código (Id), equivalente à identificação no Facebook, foi substituído por '1111111111111111';
- o código (label), também equivalente à identificação no Facebook, foi substituído por '1111111111111111';

Nome, Id, Grupo, Node

```
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 1,SA05
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 5,SI84
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 4,SA22
Fulano_Node,1111111111111111,Sem Grupo,SA35
Fulano_Node,1111111111111111,Professor/Pesquisa,GP02
Fulano_Node,1111111111111111,Professor/Pesquisa,SA49
Fulano_Node,1111111111111111,Sem Grupo,SA36
Fulano_Node,1111111111111111,Professor/Pesquisa,GP06
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 2,SA09
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 4,SA23
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 3,SI73
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 1,SA04
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 5,SA31
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 3,SA17
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 3,SI75
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 1,SA07
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 3,SA21
Fulano_Node,1111111111111111,Equipe 4,SA26
```

APÊNDICE C – Exemplo de Arquivo - Coleta de *Links*

Observação: Por critérios de privacidade, para apresentação neste trabalho, foram feitas as seguintes alterações nos dados do modelo de arquivo apresentado abaixo:

- os nomes de origem foram substituídos por Fulano_origem;
- os nomes de destino foram substituídos por Beltrano_Destino;
- o código de origem, equivalente à identificação no Facebook, foi substituído por '111111111111111';
- o código de destino, equivalente à identificação no Facebook, foi substituído por '222222222222222';

Source;Target;Type;Id;Label;Weigth;Origem;Destino;Cod.Post;Acao;Data
Criacao;Data Atualizacao;Frequencia;Comment Likes;Comment Id;Mensagem

111111111111111, 222222222222222,Directed,25,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,221903684620417_223388334471952,Comments,201
3-02-28T00:57:44+0000,2013-02-28T02:22:59+0000,,1,223413437802775,Vale a
pena darmos uma olhadinha nos reatores de última geração...

111111111111111, 222222222222222,Directed,26,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,223413437802775,Like Comment,2013-02-
28T00:57:44+0000,2013-02-
28T02:22:59+0000,,1,221903684620417_223388334471952_223413437802775,

111111111111111, 222222222222222,Directed,27,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,221903684620417_223388334471952,Comments,201
3-02-28T00:57:44+0000,2013-02-28T02:22:59+0000,,0,223419024468883,Vou
pesquisar mais a fundo e procurar saber como está o estado da arte nesse
assunto muito interessante professor

111111111111111, 222222222222222,Directed,29,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,221903684620417_223386364472149,Like,2013-
02-28T00:50:34+0000,2013-02-28T01:38:50+0000,,0,,

111111111111111, 222222222222222,Directed,30,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,221903684620417_223386364472149,Like,2013-
02-28T00:50:34+0000,2013-02-28T01:38:50+0000,,0,,

111111111111111, 222222222222222,Directed,31,,1.0,
Fulano_origem,Beltrano_Destino,221903684620417_223386364472149,Comments,201
3-02-28T00:50:34+0000,2013-02-28T01:38:50+0000,,2,223400981137354,Sem
contar que com o preço de um Mille no Brasil poderíamos comprar um Honda
nos USA o Mille deve ficar na faixa de 15 km/l somando-se a um preço
absurdo dos combustíveis mesmo em cidades vizinhas a grandes usinas
produtoras de álcool por exemplo o que pira a cabeça dos brasileiros !

APÊNDICE D – Valores Simulados – Redes Aleatórias

Semana 1	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,192	0,221	0,215	0,205	0,269	0,220
Avg.Shortest Path	2,219	2,052	1,876	1,901	2,156	2,041

Semana 2	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0	0	0	0,214	0,24	0,091
Avg.Shortest Path	2,844	2,057	2,355	2,666	2,65	2,514

Semana 3	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,294	0,303	0,217	0,297	0,217	0,266
Avg.Shortest Path	1,857	1,728	1,827	1,903	1,827	1,828

Semana 4	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,246	0,284	0,219	0,257	0,173	0,236
Avg.Shortest Path	1,780	1,801	1,778	1,783	1,897	1,808

Semana 5	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,165	0,230	0,262	0,248	0,319	0,245
Avg.Shortest Path	1,862	1,923	1,826	1,770	1,854	1,847

Semana 6	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,568	0,585	0,494	0,528	0,451	0,525
Avg.Shortest Path	1,395	1,386	1,431	1,511	1,404	1,425

Semana 7	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,569	0,555	0,563	0,504	0,627	0,564
Avg.Shortest Path	1,351	1,324	1,377	1,386	1,368	1,361

Semana 8	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,463	0,534	0,573	0,487	0,609	0,533
Avg.Shortest Path	1,413	1,351	1,324	1,351	1,324	1,353

Semana 9	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,649	0,626	0,527	0,660	0,598	0,612
Avg.Shortest Path	1,280	1,271	1,404	1,235	1,271	1,292

Semana 10	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,521	0,604	0,597	0,548	0,624	0,579
Avg.Shortest Path	1,386	1,306	1,306	1,324	1,271	1,319

Semana 11	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,590	0,623	0,647	0,650	0,502	0,602
Avg.Shortest Path	1,306	1,280	1,280	1,244	1,351	1,292

Semana 12	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,548	0,589	0,580	0,635	0,640	0,598
Avg.Shortest Path	1,358	1,306	1,288	1,280	1,262	1,299

Semana 13	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,646	0,605	0,582	0,586	0,674	0,619
Avg.Shortest Path	1,253	1,288	1,351	1,288	1,235	1,283

Semana 14	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,544	0,632	0,597	0,713	0,524	0,602
Avg.Shortest Path	1,368	1,271	1,368	1,297	1,368	1,334

Semana 15	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,731	0,736	0,694	0,597	0,723	0,696
Avg.Shortest Path	1,182	1,173	1,217	1,297	1,191	1,212

Semana 16	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,748	0,680	0,697	0,615	0,664	0,681
Avg.Shortest Path	1,182	1,271	1,235	1,262	1,217	1,233

Semana 17	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,668	0,700	0,641	0,704	0,574	0,657
Avg.Shortest Path	1,226	1,226	1,253	1,200	1,315	1,244

Semana 18	1	2	3	4	5	Média
Clustering Coefficient	0,583	0,571	0,666	0,711	0,686	0,643
Avg.Shortest Path	1,280	1,315	1,262	1,208	1,235	1,260

APÊNDICE E – Rotina Software R – Identificar Power-law

```
#=====
# Verificação de aderência da distribuição
# dos graus ao modelo de Lei de Potencia
#=====
library(rgexf); # carrega biblioteca de funcoes importar arquivos formato
GEXF
library(igraph); # carrega biblioteca de funcoes para tratar redes

#identifica arquivo formato GEXF com os dados da rede e carrega
#dados do arquivo no R (arquivo GEXF exportado a partir do Gephi)
file<-"c:/redes/Semana18_18.gexf";
g  <- read.gexf(file);
net <- gexf.to.igraph(g);

#dados para indegree
#=====
in_deg  <- degree(net, mode="in");
dst_ind <- degree.distribution(net, mode="in", cumulative=TRUE);
alfa_ind <- power.law.fit(in_deg, 1);
#gera grafico indegree
par(mfrow=c(1,3)) #arranjo 1 linha com 3 colunas para os gráficos
plot(dst_ind, log="xy", type="o", lwd=2, col="blue", main="Indegree",
xlab="k", ylab="P(k)",
      sub=paste("alfa: ", round(alfa_ind$alpha,4)," KS:
",round(alfa_ind$KS.p,4) ));
lines(seq(dst_ind), seq(dst_ind)^-alfa_ind$alpha, col="red", lty=3);

#dados para outdegree
#=====
out_deg  <- degree(net, mode="out");
dst_out  <- degree.distribution(net, mode="out", cumulative=TRUE);
alfa_out <- power.law.fit(out_deg, 1);
#gera gráfico outdegree
plot(dst_out, log="xy", type="o", lwd=2, col="green", main="Outdegree",
xlab="k", ylab="P(k)",
      sub=paste("alfa: ", round(alfa_out$alpha,4)," KS:
",round(alfa_out$KS.p,4) ));
lines(seq(dst_out), seq(dst_out)^-alfa_out$alpha, col="red", lty=3);

#dados para degree distribution
#=====
all_deg  <- degree(net, mode="all");
dst_all  <- degree.distribution(net, mode="all", cumulative=TRUE);
alfa_all <- power.law.fit(all_deg, 1);
plot(dst_all, log="xy", type="o", lwd=2, col="black", main="
Degree", xlab="k", ylab="P(k)",
      sub=paste("alfa: ", round(alfa_all$alpha,4)," KS:
",round(alfa_all$KS.p,4) ));
lines(seq(dst_all), seq(dst_all)^-alfa_all$alpha, col="red", lty=3);

#Obs: $alpha, $KS.p sao propriedades do objetos fit_ind, fit_out e fit_deg
#      atribuidos apos a execucao da funcao power.law.fit()
```

APÊNDICE F – Gráficos Distribuição Graus – Power-law

Semana 1

Semana 2

Semana 3

Semana 4

Semana 5

Semana 6

Semana 7

Semana 8

Semana 9

Semana 10

Semana 11

Semana 12

Semana 13

Semana 14

Semana 15

Semana 16

Semana 17

Semana 18