



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciências

Faculdade de Engenharia

Bruno Giorgi Palmieri

**A análise de redes sociais e a perspectiva geoespacial:
um estudo de caso para avaliar a capilaridade do fluxo de
informações em redes “socioespaciais”**

Rio de Janeiro

2011

Bruno Giorgi Palmieri

**A análise de redes sociais e a perspectiva geoespacial:
um estudo de caso para avaliar a capilaridade do fluxo de informações em redes
“socioespaciais”**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre da, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Computação, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Geomática.



Orientadores: Prof. Dr. Orlando Bernardo Filho

Prof.^a Dr.^a Margareth Simões Penello Meirelles

Rio de Janeiro

2011

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC/B

P179 Palmieri, Bruno Giorgi.
A análise de redes sociais e a perspectiva geoespacial: um estudo de caso para avaliar a capilaridade do fluxo de informações em redes “socioespaciais” / Bruno Giorgi Palmieri. - 2011.
125 f.

Orientadores: Orlando Bernardo Filho, Margareth Simões Penello Meirelles.
Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia.

1. Engenharia de Computação. 2. I. Bernardo Filho, Orlando. II. Meirelles, Margareth Simões Penello. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. IV. Título.

CDU 004.41:551.58(98)(99)

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta tese, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Bruno Giorgi Palmieri

**A análise de redes sociais e a perspectiva geoespacial:
um estudo de caso para avaliar a capilaridade do fluxo de informações em redes
“socioespaciais”**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre da, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Computação, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Geomática.

Aprovado em: 04 de outubro de 2011.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Orlando Bernardo Filho (Orientador)
Faculdade de Engenharia – UERJ

Prof.^a Dr.^a Margareth Simões Penello Meirelles (Orientadora)
Faculdade de Engenharia – UERJ

Prof. Dr. João Araujo Ribeiro
Faculdade de Engenharia – UERJ

Prof. Dr. Ângelo Maia Císter
Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ
Faculdade de Administração e Ciências Contábeis da UFRJ

Rio de Janeiro

2011

DEDICATÓRIA

A minha querida mãe que sempre me disse que o conhecimento é pra toda vida, ninguém pode tirá-lo de você e nunca é demais, à minha esposa e mãe dedicada de minha filha, ao qual tento me espelhar “academicamente” todo dia, e à minha filha linda que me conquista e me incentiva a seguir sempre em frente a cada sorriso.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer inicialmente a Deus, por estar sempre me acompanhando em todas as etapas de minha vida, mesmo na época em que eu pensava que Ele não existia. A minha querida mãe que sempre me incentivou a seguir em frente com meus estudos, dando a prioridade e exigência máxima em boa parte da minha vida de estudante. A minha linda filha, Ariella Pereira Palmieri, que veio preencher minha vida durante o processo de construção deste trabalho, me trazendo muita alegria e felicidade a cada sorriso. A mãe de minha filha, Priscila de Góes Pereira, que me auxiliou bastante na conclusão e confecção da dissertação me ajudando a organizar idéias e as colocando em seu devido lugar. Aos Professores Doutores Margareth Simões Penello Meirelles e Orlando Bernardo Filho que me ajudaram a solucionar alguns oxímoros encontrados no caminho durante todo esse processo. Aos professores João Araújo Ribeiro e Ângelo Maia Cister pela contribuição de novas idéias. Aos amigos Fernando Resende Nóbrega, Luciano Bispo Valeriano e Nicolau Carnaval que me emprestaram boa parte do seu tempo para escutar minhas indagações e reclamações nas horas mais difíceis, sempre que precisei. Aos colegas e amigos de trabalho Alexandre Pinto de Carvalho, Jansen Pereira, Marcelo Xavier Sobrinho, Marcelo Castanheira, Ana Clara Matos, Edurado Lopes, Joao Pedro Cavalcanti Sant Anna e Radakian Lino pelo apoio profissional em algumas partes importantes durante o processo de construção deste trabalho.

“O tempo do homem não é o mesmo tempo de Deus.”

Ditado Popular

RESUMO

PALMIERI, Bruno Giorgi. **A Análise de redes sociais e a perspectiva geoespacial: um estudo de caso para avaliar a capilaridade do fluxo de informações em redes “socioespaciais”**. 2011. 127f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Computação) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011.

A noção de rede social e os métodos em análise em redes sociais (ARS) tem atraído considerável interesse e curiosidade para a comunidade científica nestas últimas décadas, assim como a crescente fascinação pública sobre as relações mais complexas da sociedade moderna. A ARS está baseada na importância de relações entre a interação de unidades. Numa análise de rede social a observação dos atributos sociais de um ator pode ser entendida como padrão ou como uma estrutura de relação entre as unidades. Desta forma, quando empregados a uma perspectiva de rede, é possível estudar os padrões de estruturas relacionais diretamente, sem referência a atributos dos indivíduos envolvidos. Na análise convencional de redes sociais a distância geográfica (ou geoespacial) não tem efeito mapeado na rede. Quando utilizada, esta informação normalmente adquire caráter de um atributo complementar associado individualmente a cada ator (ou aglomerados de atores) da própria rede. O objetivo deste trabalho é demonstrar, numa “escala local” (de maneira mais “granular”) como o posicionamento geoespacial dos atores, considerado como elementos da rede, pode desvendar aspectos significativos do comportamento destes que não seriam revelados em análises convencionais. No estudo de caso utilizou-se ainda conceitos de outras disciplinas, como a Matemática e a Física, para verificar a capilaridade do fluxo da informação da rede em três perspectivas distintas: a social, a espacial e a socioespacial. O trabalho descreve o campo emergente de pesquisa em ARS, abordando também questões fundamentais sobre como estas diferentes perspectivas podem trazer resultados mais assertivos para orientar uma tomada de decisão no mercado.

Palavras-chave: Análises de redes sociais (ARS); Tecnologia da geoinformação; Capilaridade da rede; Geoprocessamento.

ABSTRACT

The notion of social network and methods of analysis in social networks (SNA) has attracted considerable interest and curiosity to the scientific community in recent decades, as well as a growing public fascination about the more complex relationships of modern society. ARS is based on the importance of relations between the interaction of units. In social network analysis the observation of the attributes of a social actor can be understood as standard or as a structure of relationship between the units. Thus, when used at a network perspective, one can study the patterns of relational structures directly, without reference to attributes of the individuals involved. In the conventional analysis of social networks, geographical distance (or geospatial) has no effect on the mapped network. When used, this information usually takes the character of an additional attribute associated with the individual actor (or clusters of actors) of the network itself. The objective of this study is to demonstrate a "local level" (in a more "granularity") as the geospatial positioning of the actors, considered as elements of the network, can unlock significant aspects of their behavior that would not be revealed in conventional analysis. In the case study is also used concepts from other disciplines such as mathematics and physics, to verify the capillary flow of network information in three different perspectives: social, geospatial and "socio-spatial". The paper describes the emerging field of research in ARS, also addressing fundamental questions about how different perspectives can bring results more assertive for making initial decision.

Keywords: Social Networks Analysis (SNA); GIS technology; Net capillary; Geoprocessing.

LISTA DE FIGURAS

1 -	Representação em grafo das relações diretas e indiretas.....	37
2 -	Exemplo de uma rede social e suas medidas de centralidade.....	40
3 -	Exemplo de uma rede social e suas medidas de intermedialidade.....	41
4 -	Exemplo de uma rede social e suas medidas de proximidade.....	41
5 -	Grafo de uma estrutura similar e equivalente.....	47
6 -	Rede social hipotética.....	68
7 -	Rede social hipotética simétrica.....	69
8 -	Espacialização dos atores de uma rede.....	71
9 -	Relação espacial dos atores da rede.....	72
10 -	Distância geoespacial dos atores da rede.....	72
11 -	Grafos alfa, beta e gama.....	75
12 -	Grafo da medida de centralidade da rede na perspectiva social alfa.....	85
13 -	Atores da rede geoespacializados.....	90
14 -	Relacionamento geoespacial entre os atores.....	91
15 -	Atores e distâncias espacializados no mapa.....	91
16 -	Grafo da medida de centralidade da rede na perspectiva geoespacial beta.....	92
17 -	Apresentação geoespacial dos atores da rede na perspectiva social alfa, ordenados pelo RICG.....	98
18 -	Apresentação geoespacial dos atores da rede na perspectiva geoespacial beta, ordenados pelo RICG.....	98
19 -	Medida de centralidade na perspectiva socioespacial gama.....	99
20 -	Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva social alfa.....	108
21 -	Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva geoespacial beta...	108
22 -	Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva sócioespacial gama.....	108
23 -	Dados Censitários IBGE – 2000. Divisão temática em salários-mínimos.....	114

LISTA DE GRÁFICOS

1 -	Evolução do ranking na perspectiva social alfa.....	88
2 -	Evolução do ranking na perspectiva geoespacial beta.....	95
3 -	Dados padronizados dos ICG da rede dentro das três perspectivas.....	102
4 -	Comparação entre a força de coesão proporcional (FCP) das três perspectivas.....	110
5 -	Comparação entre a força de adesão proporcional (FAP) nas três perspectivas...	111
6 -	Comparação entre os índices de capilaridade (ICAP) dos contextos da rede.....	112

LISTA DE TABELAS

1 -	Exemplo de uma representação para classificação das relações.....	26
2 -	Matriz binária de relações.....	27
3 -	Relacionamentos em uma matriz binária.....	37
4 -	Matriz de uma estrutura similar e equivalente.....	47
5 -	Comparativo de trabalhos por processos (ou categoria) e setor de atuação.....	66
6 -	Matriz de relacionamentos alfa.....	73
7 -	Matriz de relacionamentos beta.....	73
8 -	Matriz multiplex gerada pela combinação das perspectivas alfa e beta.....	74
9 -	Matriz de equivalência tipo 2.....	75
10 -	Comparativo de medidas de centralidade da rede na perspectiva social alfa.....	86
11 -	Comparativo de medidas de centralidade na perspectiva geoespacial beta.....	93
12 -	Tabela comparativa entre os ICGs e o ranking nas perspectivas alfa e beta.....	95
13 -	Comparativo de medidas de centralidade na perspectiva sócio-espacial gama..	100
14 -	Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social alfa.....	103
15 -	Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social beta.....	105
16 -	Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social gama.....	106

LISTA DE SIGLAS

ARS	Análise de Redes Sociais
SNA	<i>Social Network Analysis</i>
GIS	<i>Geographic Information System</i>
ICG	Índice de Centralidade Geral
RICG	<i>Ranking</i> do Índice de Centralidade Geral
ICAP	Índice de Capilaridade
MMS	<i>Multimedia Messaging Service</i>
VOIP	<i>Voice-over-IP</i>
SGBD	Sistema Gerenciamento de Banco de Dados
SGBDG	Sistema Gerenciamento de Banco de Dados Geográfico
C	Índice do Grau de Centralidade
C_N	Índice do Grau de Centralidade Normalizado
P	Índice do Grau de Proximidade
P_N	Índice do Grau de Proximidade Normalizado
B	Índice do Grau de Intermedialidade
B_N	Índice do Grau de Intermedialidade Normalizado
FC	Força de Coesão
FCP	Força de Coesão Proporcional
FCA	Força de Coesão Acumulada
FA	Força de Adesão
FAA	Força de Adesão Acumulada
FAP	Força de Adesão Proporcional
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	16
1	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
1.1	Origem do conceito sobre as análises de redes sociais	22
1.1.1	<u>As redes sociais</u>	22
1.1.2	<u>Análise estrutural das redes sociais</u>	23
1.1.3	<u>As análises de redes sociais (ARS)</u>	24
1.1.4	<u>Comparando as análises estatísticas e de redes sociais</u>	25
1.1.5	<u>Análises de redes multi-modais</u>	30
1.1.6	<u>O estudo das relações</u>	31
1.2	Pesquisas avançadas em ARS	31
1.2.1	<u>Modelo das redes igualitárias</u>	32
1.2.2	<u>Teoria dos laços fortes e fracos</u>	32
1.2.3	<u>Modelo dos mundos pequenos</u>	33
1.2.4	<u>Modelo das redes sem escalas</u>	34
1.2.5	<u>Redes sociocêntricas e redes egocêntricas</u>	34
1.2.6	<u>Teoria dos buracos estruturais</u>	35
1.3	Gestão e manipulação das informações: matrizes e gráficos	35
1.4	Conceitos de Centralidade e Poder	38
1.4.1	<u>Grau de Centralidade (<i>Degree Centrality</i>)</u>	39
1.4.2	<u>Grau de Intermedialidade (<i>Betweenness Centrality</i>)</u>	40
1.4.3	<u>Grau de Proximidade (<i>Proximity Centrality</i>)</u>	41
1.5	Padrões de relacionamento	42
1.5.1	<u>“Comportamento de grupo” e “Cascatas de informação”</u>	42
1.5.2	<u>“Similaridade” e “Classe de equivalência”</u>	44
1.6	Análises dos aglomerados	46

1.7	As múltiplas relações entre os atores.....	48
1.8	As análises espaciais.....	49
1.8.1	<u>Geomática e geoprocessamento.....</u>	49
1.8.2	<u>Sistemas de informações geográficas (SIG).....</u>	51
1.8.3	<u>Conceitos de bancos de dados geográficos.....</u>	51
1.8.4	<u>As análises em SIG.....</u>	52
2	TRABALHOS RELACIONADOS.....	54
2.1	Empresarial.....	54
2.1.1	<u>Relações sociais e sua relevância para avaliar a perda de clientes em redes de telefonia móvel.....</u>	54
2.1.2	<u>Redes Sociais: posições dos atores no fluxo da informação.....</u>	55
2.2	Organizacional.....	56
2.2.1	<u>Método de análise de redes sociais de informação associadas a processos organizacionais.....</u>	56
2.2.2	<u>Tornando um trabalho “invisível” em visível: utilizando a análise de redes sociais para apoiar a colaboração estratégica.....</u>	56
2.2.3	<u>Redes Sociais: convergências e paradoxos na ação estratégica.....</u>	57
2.3	Pesquisa.....	58
2.3.1	<u>A análise de redes sociais como ferramenta de diagnóstico das relações de poder.....</u>	58
2.3.2	<u>Um algoritmo para uso em agrupamentos de grandes redes.....</u>	59
2.4	Políticas Públicas.....	60
2.4.1	<u>Redes e capital social: o enfoque da informação para o desenvolvimento local..</u>	60
2.4.2	<u>Análises de redes sociais – aplicação nos estudos de transferência da informação.</u>	60
2.4.3	<u>Mapeamento de redes de células terroristas.....</u>	61
2.5	Relacionamento Pessoal.....	62
2.5.1	<u>Um estudo do Capital Social gerado a partir de Redes Sociais no Orkut e nos Weblogs.....</u>	62

2.5.2	<u>Análise de redes por hiperlinks: um novo método para o estudo da estrutura social na web.....</u>	62
2.5.3	<u>Avaliando estrutura da comunidade em redes sociais.....</u>	63
2.5.4	<u>Levantamento de características referentes à análise de redes sociais nas comunidades virtuais brasileiras de jogos on-line.....</u>	64
2.5.5	<u>Combinando avaliação qualitativa e análise de redes sociais para o estudo das interações sociais em salas de aula.....</u>	65
2.6	Considerações e comparações dos trabalhos.....	66
3	CONCEITOS, TÉCNICAS, INTROSPECÇÕES E SUAS APLICAÇÕES..	68
3.1	Índice Geral de Centralidade e Capilaridade em ARS: insights analíticos....	70
3.1.1	<u>Índice Geral de Centralidade (IGC).....</u>	70
3.1.2	<u>O conceito de capilaridade de informação na rede.....</u>	75
3.1.3	<u>Cálculo de capilaridade de informação na rede.....</u>	77
4	ESTUDO DE CASO.....	81
4.1	A análise de rede sobre duas perspectivas.....	81
4.1.1	<u>A perspectiva social (alfa).....</u>	81
4.1.2	<u>A perspectiva geoespacial (beta).....</u>	88
4.1.3	<u>A perspectiva sócioespacial (gama).....</u>	99
4.2	Avaliando a capilaridade da rede.....	102
4.2.1	<u>Capilaridade sob a perspectiva social (alfa).....</u>	103
4.2.2	<u>Capilaridade sob a perspectiva geoespacial (beta).....</u>	104
4.2.3	<u>Capilaridade sob a perspectiva sócio-espacial (gama).....</u>	106
4.2.4	<u>Continuidade do fluxo de informações.....</u>	107
5	CONCLUSÃO.....	110
	REFERÊNCIAS.....	118
	APÊNDICE 1 – Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva social alfa.....	123
	APÊNDICE 2- Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva geoespacial beta.....	124

APÊNDICE 3 - Matriz multiplex.....	125
APÊNDICE 4 - Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva sociospacial.....	126

INTRODUÇÃO

A noção de rede social e os métodos em análise em redes sociais (ARS) tem atraído considerável interesse e curiosidade para a comunidade científica nestas últimas décadas, assim como uma crescente fascinação pública sobre as relações mais complexas da sociedade moderna.

A ARS está baseada na importância de relações entre a interação de unidades (ou atores). Estas relações podem ser encontradas em muitas situações, como no rápido crescimento da Internet e a facilidade com que a comunicação ocorre. Notícias e informações, bem como as recentes epidemias e crises financeiras, hoje se espalham com uma velocidade e intensidade ímpar na história.

Estas situações são classificadas como filios de redes, assim como padrões de comportamento simultâneos de pessoas, pois estão baseados nas relações que as conectam e na maneira como suas escolhas e decisões podem trazer conseqüências significativas nas ações tomadas por elas. A abordagem de rede social é fundamentada na noção intuitiva de que a padronização dos laços sociais em que estão inseridos os atores (numa rede fechada) tem conseqüências importantes para os mesmos. (FREEMAN, 2004)

Segundo Jonh Scott, em seu livro “*Social Network Analysis: a handbook*”, os *dados atribuídos* dizem respeito às atitudes, às opiniões e aos padrões dos agentes, de forma que eles se relacionam às propriedades, às qualidades ou às características a que pertencem os indivíduos ou os grupos. *Dados relacionados* são contatos, relações ou conexões dos agregados dos grupos e de seus cruzamentos, que são relacionados de um agente para o outro e, portanto, não podem ser reduzidos às propriedades dos agentes individuais. (SCOTT, 1991).

Numa análise de rede social a observação dos atributos sociais de um ator pode ser entendida como padrão ou como uma estrutura de relação entre as unidades. Os laços relacionais entre atores são primários, enquanto os atributos dos atores são secundários. Desta forma, quando empregados a uma perspectiva de rede, é possível estudar os padrões de estruturas relacionais diretamente, sem referência a atributos dos indivíduos envolvidos. Tais análises são concentradas nas características da rede como um todo, devendo ser estudada utilizando os conceitos de rede social.

Nos estudos mais recentes sobre ARS, o espaço geográfico¹ é tratado como um atributo secundário, sem a devida importância primária que ele (por natureza) possui. Na análise convencional de redes sociais a distância geográfica² (ou geoespacial) não tem efeito mapeado na rede. Quando utilizada, esta informação normalmente adquire caráter de um atributo complementar associado individualmente a cada ator (ou aglomerados de atores) da própria rede.

Neste trabalho, foi possível verificar que o estudo de pessoas conectadas numa rede tem uma maior probabilidade de estarem conectadas também pelo espaço geográfico. Portanto o objetivo deste trabalho foi demonstrar, numa “escala local” (de maneira mais “granular”) como o posicionamento geoespacial dos atores, considerado como elementos da rede, pode desvendar aspectos significativos do comportamento destes que não seriam revelados em análises convencionais.

Todavia, algumas das medidas de centralidades para definição de “poder” ou “influência” dos atores (ou aglomerados) dentro de uma rede social, assim como os cálculos de posicionamento e georeferenciamento³ dos atores no espaço podem se tornar exaustivos e trabalhosos se realizados sem o auxílio de um computador.

Por isso, a informática possui caráter essencial para auxiliar nas análises de redes sociais, assim como quase tudo que conhecemos e usamos. Mais recentemente, o explosivo crescimento das técnicas e dos recursos computacionais permitiu, em conjunto, a produção de resultados satisfatórios, mesmo para os que não possuem formação matemática sólida, por meio de programas utilizáveis em pesquisas de análise de redes sociais (FREEMAN, 1988).

¹ Milton Santos (1996) propõe que o espaço geográfico é “*formado por um conjunto indissociável, solidário e também contraditório, de sistemas de objetos e sistemas de ações, não considerados isoladamente, mas como o quadro único no qual a história se dá*”. O autor concorda com o conceito apresentado por Milton Santos, e neste trabalho privilegia a dimensão propriamente física do conceito, que tem por natureza demarcar a distância geoespacial entre estes *sistemas*. Desta forma, considera o espaço também como uma estrutura ilimitada ou infinitamente grande definida por relações geométricas entre elementos dentro de seu campo de eventos.

² O conceito de distância geográfica ou geoespacial em ARS é semelhante ao conceito de distância Euclidiana, utilizada principalmente em cálculos projetados espacialmente em mapas cartográficos para representar a distância ou proximidade (em escala) de dois elementos no espaço físico. No entanto, o termo “distância geodésica” em ARS significa o número mínimo de “passos” que um ator A leva para chegar a outro ator B dentro da mesma rede social, diferente do conceito utilizado em outras ciências exatas como Cartografia e Matemática, que também é mesmo que distância Euclidiana.

³ Georreferenciamento (português brasileiro) ou georreferenciação (português europeu) de uma imagem ou um mapa ou qualquer outra forma de informação geográfica é tornar suas coordenadas conhecidas num dado sistema de referência. Este processo inicia-se com a obtenção das coordenadas (pertencentes ao sistema no qual se pretende georreferenciar) de pontos da imagem ou do mapa a serem georreferenciados, conhecidos como pontos de controle. Os pontos de controle são locais que oferecem uma feição física perfeitamente identificável, tais como intersecções de estradas e de rios, represas, pistas de aeroportos, edifícios proeminentes, topos de montanha, entre outros.

Grandes investimentos em implantação e manutenção de novos serviços ou produtos de alta tecnologia são realizados para torná-los operacionais, principalmente quando estão limitados a sua posição geográfica como, por exemplo, a expansão de antenas de transmissão de telefonia móvel ou de TV a cabo em uma empresa de telecomunicações. No mercado de ensino à distância, cujo serviço faz uso inteiramente de tecnologias deste tipo, os investimentos são ainda mais arriscados, pois dependem exclusivamente da expansão da capilaridade das empresas de Telecom dentro de um espaço geográfico específico.

Este estudo de caso teve origem em uma pesquisa de mercado realizada para uma empresa de ensino a distância que utiliza um canal exclusivo e interativo de TV a cabo e cuja tecnologia é fornecida por uma empresa de Telecom.

Quando o serviço é inovador⁴ é mais difícil trabalhar com parâmetros empíricos para serem comparados e avaliados em análises estatísticas tradicionais. A ARS foi usada para diagnosticar as relações de influência em uma estrutura tecnológica voltada à educação, buscando avaliar até que ponto a concentração de poder e a capilaridade do fluxo da informação de um ou mais atores (aglomerados) centrais da rede são fatores que influenciam a manutenção da integridade estrutural da mesma.

Inicialmente são abordadas três perspectivas analíticas distintas, porém complementares, onde a primeira consistiu na rede social oficialmente apresentada, a segunda perspectiva foi definida pela formação da primeira mapeada o espaço geográfico e a terceira foi formada pela interseção dessas duas, baseado em suas equivalências e similaridades estruturais. Em sequência, as medidas de concentração de “poder” e capilaridade foram mensuradas e comparadas em cada perspectiva.

É necessário enfatizar que qualquer trabalho realizado com atores (elementos que agem e reagem na rede social) é preciso considerar o comportamento e o ambiente em que eles estão inseridos, pois os mesmos sofrem influência entre si. Portanto, quando diferentes indivíduos de uma população tendem a iniciar uma ação simultânea de comportamento, é dito que há uma *cascata de informação* emergindo na rede: indivíduos param de se comportar essencialmente como indivíduos e tendem a agir mais como uma massa coerente. O estudo de caso mostrou que, uma vez identificado o ator ou grupo de atores mais poderosos dentro de

⁴ Inovação significa novidade ou renovação. A palavra é derivada do termo latino *innovatio*, e se refere a uma idéia, método ou objeto que é criado e que pouco se parece com padrões anteriores. Hoje, a palavra inovação é mais usada no contexto de idéias e invenções assim como a exploração econômica relacionada, sendo que inovação é invenção que chega no Mercado.

uma rede social, é possível aperfeiçoar estratégias de mercado de forma mais assertiva quando são obedecidas também as regras aplicadas a uma perspectiva geoespacial.

Como exemplo, é possível realizar um processamento em análises de redes sociais utilizando a população de uma base de dados de uma grande empresa de telecomunicação (com mais de 50 milhões de telefones entre móvel e fixo). É provável que se encontre uma média de 10 ligações por telefone. Indo mais além, com o uso avançado em serviços de telefonia, é possível imaginar ainda que estas empresas utilizem dados e informações em outros canais de comunicação como, por exemplo: mensagens por SMS (*Service Messaging Service*), MMS (*Multimedia Messaging Service*), ligações por VOIP (*Voice Over Internet Protocol*) canais no Twitter e Facebook, etc.

Contudo, com toda esta variedade de canais e informações disponíveis atualmente, percebe-se que por mais rápida a capacidade de processamento que o mais avançado dos computadores possa fornecer, a maior complexidade estará sempre na interpretação do ser humano em analisar de forma “generalizada” e com eficiência a quantidade de relações existentes (em diferentes perspectivas) numa rede desta magnitude. Não é o objetivo deste trabalho responder à questões de âmbito tão global, mas levá-las, a partir de um universo menor de estudo já é um início.

Todavia, para uma tomada de decisão onde se utiliza o posicionamento geoespacial para aperfeiçoar custos de implantação e manutenção de produtos e serviços, é importante entender o comportamento da rede e como fluxo da informação se perpetua em função do espaço geográfico ocupado pela proximidade física dos atores, ou seja: sua capilaridade.

Desta forma, o estudo de caso se desenvolveu a partir da necessidade do autor de configurar uma análise de rede social, utilizando uma base informacional específica, que pudesse aprimorar as estratégias de mercado dentro do setor de planejamento de Marketing de certa empresa. A base informacional seria constituída por um conjunto finito de atores (elementos) que apresentassem alguma relação social definida entre eles (elos) cujo serviço a ser oferecido dependesse também de seu posicionamento geoespacial (referencial).

Para empresas de grande porte, com volumes consideráveis de clientes em sua carteira, o uso alternativo e complementar de análises em redes sociais pode trazer vantagens competitivas em ações estratégicas. Para empresas governamentais, por exemplo, que atuam nas áreas de receita fiscal e segurança pública, as análises de redes sociais podem auxiliar na associação e comparação de situações relacionadas a uma rede de pessoas que cometeram

historicamente alguma intervenção (ou crimes) contra outro cidadão ou ao patrimônio público dentro de uma região específica.

A ARS ainda é pouco explorada em diversas áreas do conhecimento por ser um tema recente, pois se observa que somente nas últimas duas décadas houve avanços significativos proporcionados, principalmente, em virtude da expansão, acessibilidade e custo baixo de investimento em novas tecnologias.

Este trabalho propõe desenvolver uma metodologia para verificar como a informação do posicionamento geoespacial, quando aplicado em análise de redes sociais (ARS) pode influenciar significativamente o resultado final de uma ação de mercado junto aos atores desta rede. Assim como observar também a capilaridade, obedecendo aos critérios definidos em cada uma de suas análises individuais em diferentes perspectivas.

Para isso, foi preciso selecionar os princípios metodológicos que fundamentaram e parametrizaram a metodologia, tais quais:

- a) Criação, demonstração e análise utilizando as medidas de centralidade definidas em ARS, dos resultados obtidos em diferentes perspectivas.
- b) Comparar a capilaridade do fluxo da informação na rede entre as diferentes perspectivas com o comportamento do espaço geográfico, obedecendo as regras definidas no primeiro item.

O uso complementar da informação geoespacial na ARS melhora significativamente os resultados sobre a capilaridade do fluxo da informação entre os atores (ou aglomerados) de uma rede.

Para manipular as informações obtidas pelas chamadas telefônicas discadas e recebidas dos clientes (atores) foi utilizado um SGBD (Sistema Gerenciador de Banco de Dados) do software livre MySQL, disponibilizado gratuitamente pelo site da própria empresa.

Para aplicação da análise de redes sociais (ARS) e geração dos índices de centralidade, proximidade e intermedialidade foi utilizado o software UCINET. Ainda pelo mesmo fornecedor, foi utilizado também o software NetDraw para compor análises complementares e a visualização dos grafos.

Para as análises geoespaciais utilizou-se o sistema Google Maps disponível na internet para geoespacialização, visualização e geração (respectivamente) das distâncias geográficas espaciais (Triangulação de Delaunay) entre os atores da rede. Os programas Access, Excell da

Microsoft foram utilizados para manipulação e geração dos gráficos no final das análises e também na apresentação final dos resultados em formato tabular.

Para o cálculo das áreas de cobertura (em km²) foi utilizado o software ARCGIS 9.3 com licença de uso profissional do próprio autor. Assim como o desenvolvimento dos mapas dos bairros utilizados durante todo trabalho.

O trabalho foi dividido em cinco capítulos dos quais o primeiro, apresenta a introdução, os objetivos, as motivações e justificativas para formação inicial do universo existente sobre as análises de redes sociais.

A segunda parte envolve a fundamentação teórica que o autor utilizou para embasar a pesquisa em função do tema sobre análises de redes, modelos, áreas do conhecimento complementares, o uso da tecnologia e dos sistemas de geoprocessamento.

No terceiro capítulo são apresentados alguns trabalhos recentes sobre o tema, dividindo-os de acordo com a abordagem em sua área de atuação e o setor. Ao final, são feitas comparações e breves comentários para enfatizar algumas características específicas encontradas.

No quarto capítulo é apresentada a metodologia que foi desenvolvida na pesquisa para sustentar matematicamente a idéia sobre as redes “socioespaciais”. Uma analogia aos conceitos da Física é utilizada para chegar ao Índice de Capilaridade (ICAP).

Um estudo de caso é apresentado para demonstrar a aplicação da metodologia e análise dos seus resultados no quinto capítulo. Por fim, no capítulo sexto são feitas as considerações finais em função do estudo de caso e da metodologia empregada.

O capítulo sete levanta algumas críticas e sugestões sobre o tema que não puderam ser abordadas para não alongá-lo demasiadamente.

1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

1.1 Origem do conceito sobre as análises de redes sociais

1.1.1 As redes sociais

O conceito de rede social surgiu primeiro na Sociologia e na Antropologia Social. Porém, nas décadas de 30 e 40 do século XX, o termo era, sobretudo, utilizado metaforicamente: os autores não conseguiam identificar as características morfológicas e nem estabelecer relações entre as redes e o comportamento dos indivíduos que as formavam. Na segunda metade do século passado, o conceito de rede social tornou-se central na sociologia, levando a crer na emergência de um novo paradigma nas ciências sociais. (LEMIEUX e OUIMET, 2004).

O matemático Leonhard Euler foi quem criou o primeiro teorema sobre a Teoria dos Grafos, em seu trabalho sobre o enigma das pontes publicado em 1736. O problema consistia em atravessar todas as sete pontes que conectavam a cidade de Königsberg, na antiga Prússia, sem passar duas vezes pela mesma ponte. Ele demonstrou que isso poderia ser feito por meio de um teorema em que tratava as pontes como arestas e os lugares que deveriam ser conectados como nós. (BRAGA et al., 2007)

A ideia de rede social começou a ser usada para designar um conjunto complexo de relações entre membros de um sistema social em diferentes dimensões, desde a interpessoal à internacional.

Um grafo é uma forma de representar um conjunto de nós que estão conectados por arestas que formam uma rede, quando em conjunto. Partindo desta colocação, vários estudiosos dedicaram-se ao trabalho de compreender quais eram as propriedades dos vários tipos de grafos e como seus nós se agrupavam, ou seja, como se organizavam no processo de construção. Essa forma de percepção das coisas como redes foi essencial para a compreensão das relações complexas entre as coisas ao nosso redor.

A teoria dos grafos, dentro da sociologia, é uma das bases do estudo sobre redes sociais, ancorado na chamada Análise Estrutural (Degenne e Forsé, 1998), que dedica especial atenção à análise das estruturas sociais, proveniente das décadas de 60 e 70.

Uma rede social é constituída de nós (indivíduos) conectados por laços sociais (Watts, 2003). Desta forma diz-se em outras palavras que uma rede social é uma estrutura social

composta por pessoas ou organizações, conectadas por um ou vários tipos de relações, que partilham valores e objetivos comuns.

Nos últimos anos, as redes sociais ganharam maior popularidade no Brasil e no mundo devido ao avanço da tecnologia consequentemente reduziu-se o custo da produção de equipamentos, software, e aumentou-se a velocidade de transmissão de dados e principalmente houve um crescimento exponencial observado no acesso mais democrático à informação digital.

As redes sociais na Internet, por exemplo, podem operar em diferentes níveis, como: redes profissionais (LinkedIn) e redes de relacionamentos (Facebook, Orkut, Myspace, Twitter) etc. Além dessas, as redes comunitárias (redes sociais em bairros ou cidades), redes políticas, rede de hospitais e saúde, rede de escolas, dentre outras, permitem analisar a forma como as organizações desenvolvem a sua atividade, como os indivíduos alcançam os seus objetivos ou medir o valor que cada indivíduo possui dentro de sua rede social.

A intensificação da formação das redes sociais reflete um processo de fortalecimento da sociedade, em um contexto de maior participação democrática e mobilização social, pois o compartilhamento de informações, conhecimentos, interesses e esforços em busca de objetivos comuns são pontos convergentes dentro dos diversos tipos de estruturas nas análises de redes sociais.

1.1.2 Análise estrutural das redes sociais

Algumas pesquisas sociais estão centradas nas relações sociais que ligam os indivíduos, em vez de os próprios indivíduos. Este tipo de pesquisa, que examina as relações entre os objetos de estudo, é chamado de estrutural e não estão confinadas somente as relações sociais humanas, mas está presente em quase todos os campos das ciências.

A análise estrutural das redes sociais teve origem em três grandes tradições científicas: na antropologia, na matemática e na política. A primeira deve-se ao desenvolvimento antropológico do conceito de rede social e possui origem britânica. Nela, por meio de uma perspectiva estrutural-funcionalista, os teóricos realizaram descrições sobre a estrutura social, com foco na maneira pela qual a cultura prescreve o comportamento considerado válido em grupos muito fechados. A segunda trabalha fundamentalmente a análise quantitativa e de escopo substantivo (sociometria, por exemplo), mais centrado nos Estados Unidos. Nela, o

fundamento principal na teoria dos grafos vem dessa tradição, que buscou na matemática uma forma de analisar as redes sociais. A terceira tradição busca explicações estruturais para os processos políticos. Os teóricos desta tradição estão centrados no estudo de processos políticos como resultado de laços de troca e dependência entre nações e grupos de interesses. (WELLMAN, 1999)

Partindo-se dessas correntes de estudos, desenvolvem-se as abordagens que hoje são utilizadas nas análises das redes sociais. Temos, assim, uma corrente de viés etnográfico (a primeira), uma de viés quantitativo (a segunda) e uma terceira de viés político. A importância dessas abordagens está, fundamentalmente, na sua origem sistêmica que é o berço da maioria das teorias que procuram descartar o cartesianismo como apenas a análise da parte, para buscar a análise do todo, afirmando que este possui propriedades que vão além da mera soma de suas partes. (WELLMAN, 1999 e SCHARNHORST, 2003).

A análise estrutural das redes sociais se constitui numa abordagem interdisciplinar que se assenta no postulado de que os atores sociais se caracterizam mais pelas suas relações do que pelos seus atributos (gênero, idade, salário, classe social). Essas relações possuem densidade variável, pois a distância que separa dois atores é maior ou menor e alguns atores podem ocupar posições mais centrais que outros na rede. (LEMIEUX e OUIOMET, 2004).

1.1.3 As análises de redes sociais (ARS)

A análise de redes sociais tem se constituído num campo de estudo importante no qual estão sendo formulados e debatidos diferentes tipos de métodos. Portanto, não há apenas uma única maneira de se realizar uma única análise de rede social, em verdade, há diferentes maneiras das redes sociais a serem realizadas. Uma análise de rede social dependerá, portanto do método nela empregado e da perspectiva analítica que orienta o olhar do pesquisador. No entanto, é possível observar que vigora neste campo de estudo duas abordagens: a primeira é o estudo das redes personalizadas (*ego-centered networks*), cujo foco estaria no papel social de um indivíduo, que poderia ser compreendido não apenas pelos grupos aos quais ele pertence, mas sim pelas posições de poder e centralidade que ele ocupa dentro deste grupo (Garton et al., 1997). A segunda abordagem está focada nas redes inteiras (*whole networks*), ou seja, na relação estrutural da rede com o grupo social. "As redes, de acordo com esta visão, são assinaturas de identidade social - o padrão de relações entre os indivíduos está

mapeando as preferências e características dos próprios envolvidos na rede." (WALTS, 2003 - DEGENNE e FORSÉ, 1999 – WELLMAN, 1999, 2003).

Para ir além dos atributos individuais e considerar as relações entre os atores sociais, a análise das redes sociais busca focar-se em novas "unidades de análise", tais como: relações (caracterizadas por conteúdo, direção e força), laços sociais (que conectam pares de atores através de uma ou mais relações), multiplexidade (quanto mais relações um laço social possuir, maior será sua multiplexidade) e composição do laço social (derivada dos atributos individuais dos atores envolvidos). O estudo de redes sociais procura também levar para a sociedade os elementos principais estudados em uma rede, tais como densidade da rede, aglomeração, etc.

Os sociólogos acreditavam, inicialmente, que as relações entre duas pessoas (*díades*) seriam a menor estrutura relacional da sociedade. E com isso, as relações entre indivíduos que formariam um grupo se dariam de modo mais ou menos aleatório (Wellman, 1999). Um segundo foco de análise para as redes sociais seriam as *tríades*, de formato triangular. Nesse modelo, temos duas pessoas com um amigo em comum. Essas duas pessoas têm, deste modo, mais possibilidade de se conhecerem no tempo e de fazerem parte do mesmo grupo.

Numa rede social, as pessoas representam os nós enquanto as arestas são constituídas pelos laços sociais gerados através da interação social. Partindo dessa perspectiva, a análise estrutural das redes sociais procura focar na interação das relações sociais entre as pessoas, que originarão as redes sociais, tanto no mundo concreto, quanto no mundo virtual.

1.1.4 Comparando as análises estatísticas e de redes sociais

A princípio, não há nada entre os dados utilizados em análises convencionais em estatísticas que sejam diferentes dos dados utilizados em redes sociais. Esses mesmos dados podem ser descritos e compreendidos utilizando ideias, conceitos e métodos familiares de pesquisa, como por exemplo, um estudo transversal com um questionário para coletar dados sobre como os pais se sentem sobre a censura na Internet, a partir de junho de 2004. Outro questionário diferente de estudo transversal pode tentar determinar a relação entre dois fatores: religiosidade dos pais e seus pontos de vista.

Os analistas e pesquisadores de redes sociais, chamados de *networkers*, utilizam uma linguagem especializada para descrever a estrutura e o conteúdo dos conjuntos observados.

Por outro lado, os conjuntos analisados por eles acabam sendo bastante diferentes da matriz de dados convencionais para analistas e pesquisadores em estatística.

Nas análises “convencionais”, os dados sociológicos consistem em uma matriz retangular de medições. As linhas representam os indivíduos (Tabela 1), enquanto as colunas representam características, medidas ou variáveis, que consistem, por sua vez, em contagens qualitativas ou quantitativas. Cada célula da matriz, descreve o resultado de algum ator a algum atributo.

Empresa	Setor	UF	Número de Empregados	Faturamento Mensal	Grau de Centralidade
A	Público	RJ	5.000	50 M	2
B	Privado	SP	2.600	10 M	1
C	Público	BA	3.500	35 M	1
D	Privado	MG	1.500	8 M	3

Tabela 1 – Exemplo de uma representação para classificação das relações.

Nestas análises, é possível comparar, dentro de uma estrutura de dados (tabelas), as similaridades e dissimilaridades dos atores entre os seus atributos, bastando analisar as linhas. Também é possível comparar diretamente as colunas e observar como é o comportamento das variáveis através de sua distribuição entre os atores.

Já os dados dispostos em redes, em sua forma mais conceitual, consistem em uma matriz quadrada de medidas. As linhas da matriz representam os casos, os sujeitos ou observações, enquanto, as colunas – aqui está a chave da diferença de uma tabela de dados convencional – apresentam os mesmos casos, sujeitos ou observações. (HANNEMAN E RIDDLE, 2005)

Na tabela 2, analisa-se a estrutura de dados da mesma forma que são observados os atributos de uma tabela convencional. Ao comparar as linhas da matriz, percebe-se que os atores são similares a outros atores a quem eles escolheram.

Ao observar as colunas, é possível identificar a semelhança de quem foi escolhido pelos outros. Estas são maneiras úteis analisar os dados porque ajudam a ilustrar que os atores têm posições semelhantes na rede. Este seria uma primeira vantagem da análise de redes: ver como os atores se encontram ou estão inseridos na rede de forma geral.

Empresas	A	B	C	D
A	-	0	1	1
B	1	-	0	1
C	0	1	-	1
D	1	0	0	-

Tabela 2 – Matriz binária de relações.

Mas não é só isso, também é possível observar a estrutura de dados de forma mais abrangente. Por exemplo, um número aproximadamente igual de zeros (0) e uns (1) na matriz, sugere que há uma "densidade" moderada de relações na rede, ou que as células acima e abaixo da diagonal indicam se há reciprocidade nas escolhas dos atores. Por exemplo, que a empresa **A** envia informações para empresa **C**. Mas há reciprocidade nesta operação? A empresa **C** envia informações para **A**? Esta é a segunda vantagem da análise de redes: observar como um padrão de escolhas individuais influencia o comportamento da rede.

Apesar das vantagens relacionadas à ARS, é importante ressaltar que determinado conjunto de dados pode ser analisado nos mesmos termos em ARS e "análises convencionais". Por exemplo, pode-se pensar em linhas como uma lista de atores, e as colunas como atributos de cada ator (ou seja, as relações com outros atores podem ser pensadas como "atributos" de cada ator). De fato, muitas das técnicas utilizadas em ARS como o cálculo de correlações e distâncias são aplicadas exatamente da mesma maneira que em "análise convencional".

Embora seja possível descrever os dados de uma rede apenas como uma forma especial de dados convencionais, na ARS os dados são analisados fundamentalmente de formas diferentes. Ao invés de marcar o relacionamento entre os atores como um mero compartilhamento de atributos semelhantes, na ARS valoriza-se observar a estrutura das conexões dentro da qual cada ator está inserido. Desta forma, os atores são descritos por suas relações, e não por seus atributos. As relações entre si são tão fundamentais quanto os atores a quem eles estão conectados. (HANNEMAN e RIDDLE, 2005)

Na definição clássica sobre ARS, uma rede social consiste em um conjunto finito de atores e as relações definidas entre eles (Wasserman e Faust, 1994). Logo, a principal diferença entre os dados convencionais e os de rede é que os primeiros se concentram sobre os atores e seus atributos, enquanto o segundo sobre os atores e suas relações.

Portanto, as ferramentas de pesquisa utilizadas em ARS não diferem das utilizadas por outras ciências sociais, porém a ênfase dada na investigação propõe outra forma de apresentação, ou seja, com considerações diferentes das utilizadas em análises convencionais.

Contudo há uma diferença significativa na maneira como estes dados serão coletados e estudados: em amostras ou populações. A ARS foca nas relações entre os atores e não nos atores individuais e seus atributos. Isto significa normalmente que os atores não são amostrados de forma independente, como em muitos outros tipos de estudos. Como exemplo, podem-se estudar os laços de afinidade de um empregado numa empresa selecionando-o aleatoriamente através de uma amostra e pedir que o mesmo identifique 10 outros colegas. Neste caso, também será preciso entrevistar estes 10 colegas e perguntar-lhes sobre os seus laços de afinidade. As 10 pessoas escolhidas estão na amostra porque o primeiro ator selecionado também faz parte dela, assim, os “elementos da amostra” não são mais independentes.

Os atores (ou nós) incluídos numa análise convencional tendem a apresentar resultados independentes numa amostragem probabilística. Em ARS é comum incluir todos os atores que fazem parte da mesma vizinhança. Do mesmo modo é incomum usar "amostras", pelo menos não no sentido convencional. Uma vez que o universo amostral tende a se constituir como a própria população. Deste modo a população estudada em uma ARS pode ser a amostra de alguns dos maiores conjuntos existentes dentro de uma população.

Quando se estuda, por exemplo, padrões de interação entre alunos em uma sala de aula, que inclui todas as crianças de uma sala de aula, estuda-se também toda a população desta sala de aula. A própria sala de aula, porém, pode ter sido selecionada pelos métodos de probabilidade convencionais de uma população de salas de aula (digamos todos aqueles que pertencem a uma única escola).

O uso de populações inteiras, como forma de selecionar as observações feitas em diferentes análises de redes sociais torna-se importante, uma vez que é preciso ter clareza a respeito dos limites de cada população, assim como, ter clareza sobre quem deve ser selecionado dentro desta população. Identificar uma população e realizar um censo, ou seja, incluir todos os elementos da população como unidades de observação é parte crucial para a ARS.

Como já vimos, as análises convencionais utilizam normalmente uma abordagem completamente diferente para decidir quais atores ou observações serão incluídas no estudo.

A princípio uma lista é gerada por todos os atores (algumas vezes estratificados ou aglomerados) onde os elementos são selecionados por métodos probabilísticos. A lógica deste método é tratar cada indivíduo como uma “replicação” em separado, onde, de certa forma, eles poderiam ser “trocados” por qualquer outro.

Como a ARS focam nas relações entre os atores, estes não podem ser amostrados independentemente e serem incluídos nas observações. Caso um ator seja selecionado, então ele deverá incluir todos os outros atores a quem seu “ego” possui (ou possa ter) alguma relação. Como resultado, a abordagem das pesquisas em ARS privilegia populações inteiras por meio do censo ao invés de amostras.

O limite das populações é de dois tipos: o primeiro (e mais comum) é quando o mesmo é criado ou imposto pelos próprios atores da rede. Todos os membros de uma sala de aula, empresa, clube, vizinhança ou uma cooperativa podem constituir uma população. Neste caso, existe a ocorrência de aglomerados ou redes. Portanto, estudos de redes sociais geralmente são constituídos por limites, a princípio, em torno de uma população já conhecida para se tornar uma rede.

O segundo tipo é imposto pelo próprio pesquisador, que pode, por exemplo, ter uma abordagem mais “demográfica” ou “espacial” para definir o limite da população. Podem-se observar os clientes de uma empresa contatando todos que residem em uma área delimitada de um território, ou que possuam algum critério específico (como ter familiares que possuem Internet banda larga a mais de um ano). Neste caso há motivos para suspeitar que as redes existam, mas que a entidade que está sendo estudada é uma agregação abstrata definida pelo próprio investigador, ao invés de um padrão definido de ação social que tenha sido identificado e rotulado pelos participantes.

Por outro lado também é possível expandir o limite de uma dada pesquisa replicando as populações, pois ao invés de estudar apenas uma vizinhança, podem-se estudar diversas. Este tipo de análise (que poderia usar métodos de amostragem para selecionar populações) permite a replicação e a aplicação de testes de hipóteses por comparação de populações. Ou ainda, é possível expandir a análise incluindo vários níveis de análises ou modalidades, das quais algumas serão apresentadas a seguir.

1.1.5 Análises de redes multi-modais

A ARS tende a observar individualmente as pessoas que estão agrupadas dentro de redes considerando o conjunto de interrelações que ali se desenvolve. Em muitos casos estas interrelações tornam-se “fatos sociais” e criam vida própria, como uma família (avós, pai, mãe e filhos que moram numa mesma residência) onde a relação entre estes atores são muito próximas. Este tipo de rede, em particular, foi definida e recebeu um nome (a família), cuja problematização não constitui o objeto de estudo desta dissertação. A relação de trabalho entre os indivíduos, por exemplo, pode ser agrupada dentro de uma organização e suas atividades de lazer podem ser agrupadas em associações voluntárias.

Em diferentes graus de análises, os vizinhos de um bairro, os empregados de uma organização, os sócios de um clube ou os associados de uma organização não governamental, são entidades sociais em si mesmas. Elas podem formar relações com grupos de indivíduos dentro delas mesmas ou com outras entidades sociais.

Comumente uma ARS descreve seus atores e suas relações limitados à população do estudo. Se há um estudo sobre os padrões de amizade entre os estudantes de uma sala de aula, o estudo está focado neste tipo de relação. Porém, uma sala de aula pertence a uma escola que provavelmente se relaciona com outras classes de atores dentro desta mesma escola (administradores, bibliotecários, professores, funcionários da limpeza, etc). A maioria das escolas, por sua vez, pertence a municípios escolares que estão inseridas em uma rede maior de escolas compostas por novos atores como: conselhos escolares, laboratórios, departamentos pessoais, almoxarifados, etc. Há ainda a possibilidade de existir relacionamentos entre as próprias escolas, como intercâmbio de alunos, material escolar, professores etc.

A ARS tem como pressuposto que cada ator de uma rede está inserido em outra rede que também está inserida em outra rede e, assim, sucessivamente. Estas estruturas são definidas como *multi-modal*. Neste exemplo, os alunos e os professores formam uma rede de modo 1 (*one-mode*), as salas de aula de modo 2 (*two-modes*), a escola de modo 3 (*three-modes*), e assim por diante.

Esta visão não se aplica somente em ARS, análises estatísticas lidam com as mesmas questões e problemas, por exemplo, em análises de “hierarquias” ou “agrupamentos” (*clusters*). Um diferencial das análises realizadas em rede é que elas se concentram, em múltiplos níveis de análises simultaneamente. Assim, é possível identificar a relação

intrínseca entre estrutura (por exemplo: a escola) e indivíduo (o aluno) e a maneira pela qual o indivíduo está incorporado na estrutura e como esta emerge das micro-relações entre cada ator individualmente.

1.1.6 O estudo das relações

Em muitos estudos de rede, todas as relações de um determinado tipo entre todos os atores da rede, são estudadas - isto é, um censo é realizado. Contudo, às vezes, algumas abordagens são utilizadas de maneiras diferentes nas relações entre as amostras (ou porque possuem um custo mais barato, ou porque precisam ser generalizados).

Há também um segundo tipo de amostragem entre as relações que sempre ocorre numa análise de rede de dados. Qualquer conjunto de atores pode estar conectado por diferentes tipos de laços e relações (por exemplo, alunos de uma sala de aula podem gostar ou não gostar uns dos outros, eles podem jogar juntos ou não, eles podem compartilhar alimentos ou não etc.). Quando coletamos dados da rede, normalmente estamos selecionando, ou retirando uma amostra, entre um conjunto de tipos de relações que pode ser medido.

Uma vez que se tenha definido um conjunto de atores e suas relações, existem várias estratégias para decidir como proceder para coletar diferentes medidas sobre estas relações. Num extremo, podemos considerar uma análise de rede completa, como um censo. Este método produz o máximo de informações, porém é muito dispendioso e difícil de executar, seja por motivos de levantamento, tempo ou tecnologia, além de serem difíceis de generalizar.

No outro extremo, existem os métodos como aqueles utilizados em pesquisas convencionais. Estas análises trazem muito menos informação sobre a estrutura da rede, no entanto, são consideravelmente menos onerosas e mais fáceis de generalizar as observações da amostra para uma população maior. Lembrando que não existe um método “certo” para todas as questões e problemas encontrados nas análises de rede sociais.

1.2 **Pesquisas avançadas em ARS**

Os autores e seus respectivos estudos em redes sociais são maiores do que aqueles que estão apresentados a seguir, ao mesmo tempo, eles foram consagrados pelo autor em sua área de pesquisa e cuja formação teórica dos trabalhos dialogava com o objeto deste estudo.

1.2.1 Modelo das redes igualitárias

Pensando sobre como se formariam as redes sociais, o matemático Paul Erdős, em conjunto com Alfred Rényi em seu artigo “*On the evolution of random graphs*” (1960) foram os pioneiros nos estudos sobre grafos e suas propriedades. Eles demonstraram que bastava uma conexão entre cada um dos convidados de uma festa, para que todos estivessem conectados ao final dela.

Outro fato importante observado por eles é que quanto mais *links* eram adicionados, maior a probabilidade de serem gerados *clusters*, ou seja, grupos de nós que estivessem mais conectados. Uma festa, portanto, poderia ser um conjunto de *clusters* (grupos de pessoas) que de tempos em tempos estabeleciam relações com outros grupos (rede).

Contudo, como esses nós poderiam se conectar? Eles acreditavam que o processo para formação dos grafos ocorria de forma randômica, ou seja, os nós se agregavam aleatoriamente. Partindo dessa premissa, as redes constituíam-se como igualitárias (Barabási, 2003). Erdős e Rényi concluíram que todos os nós, em uma determinada rede, teriam mais ou menos a mesma quantidade de conexões, ou igualdade nas chances de receber novos links. Segundo os autores, a chance da rede ser randômica aumentava na medida em que crescia a complexidade da rede analisada.

1.2.2 Teoria dos laços fortes e fracos

Outra importante contribuição para o o problema da estruturação das redes sociais foi dada pelo sociólogo Mark Granovetter (1973). Ele demonstrou que nossos laços de relacionamento mais fracos são mais eficientes quando temos que procurar emprego, por exemplo. Segundo o cientista, as pessoas estão ligadas às outras por laços fortes (*strong ties*) e laços fracos (*weak ties*).

Granovetter mostrou também que pessoas que compartilhavam laços fortes (de amigos próximos, por exemplo) em geral participavam de um mesmo círculo social (de um mesmo grupo que seria altamente aglomerado). Já aquelas pessoas com quem se tinha um laço mais fraco eram justamente importantes porque conectariam vários grupos sociais. Sem elas, os vários aglomerados existiriam como ilhas isoladas e não como uma rede.

O trabalho de Granovetter traz novamente à tona a importância das tríades nas redes sociais. Ora, dois desconhecidos que tem em comum um amigo possuem muito mais chances de virem a se conhecer no tempo do que um padeiro da Argentina e um agricultor chinês (Recuero, 2003). As redes sociais, portanto, não são simplesmente randômicas. Existe algum tipo de ordem dentro delas.

1.2.3 Modelo dos mundos pequenos

O sociólogo Stanley Milgram, na década de 60, foi o primeiro a realizar um experimento para observar os graus de separação entre as pessoas. Ele enviou uma determinada quantidade de cartas a vários indivíduos, de forma aleatória, solicitando que tentassem enviar a um alvo específico. Caso não conhecessem o alvo, as pessoas eram solicitadas então, a enviar as cartas para alguém que acreditassem estar mais perto dele. Milgram descobriu que, das cartas que chegaram a seu destinatário final, a maioria havia passado apenas por um pequeno número de pessoas. Isso indicaria que todas estariam a poucos graus de separação umas das outras, ou seja, em um "mundo pequeno". Observando as redes sociais como interdependentes umas das outras, é plausível perceber que todas as pessoas estariam interligadas umas às outras em algum nível.

A partir do experimento de Milgram e das teorias de Granovetter, Duncan Watts e seu orientador, Steven Strogatz (Watts, 1999 e 2003), descobriram que as redes sociais apresentavam padrões altamente conectados, tendendo a formar pequenas quantidades de conexões entre cada indivíduo. Eles criaram um modelo semelhante ao de Erdős e Rényi, onde os laços eram estabelecidos entre as pessoas mais próximas e alguns laços estabelecidos de modo aleatório entre alguns nós que transformavam a rede num mundo pequeno (Watts, 1999 e 2003). Esse modelo demonstraria que a distância média entre quaisquer duas pessoas no planeta não ultrapassaria um número pequeno de outras pessoas, bastando que alguns laços aleatórios entre grupos existissem (\neg BUCHANAN, 2002).

Apesar de descobrirem depois que as cartas dos estudos de Milgram foram enviadas para uma rede já conhecida de colegas dele na Austrália, o modelo de Watts e Strogatz mostrou uma rede mais próxima da realidade das redes sociais: cada um de nós tem amigos e conhecidos em vários lugares do mundo, que por sua vez, têm outros amigos e conhecidos. Em larga escala, essas conexões mostram a existência de poucos graus de separação entre as pessoas no planeta. Além disso, eles mostraram que bastavam poucos links entre vários

aglomerados para formar um mundo pequeno numa grande rede, transformando a própria rede num grande *cluster* (BUCHANAN, 2002).

1.2.4 Modelo das redes sem escalas

O primeiro problema da teoria dos mundos pequenos de Watts foi demonstrado por Barabási (2003) em “*How Everything is Connected to Everything else and What it means for Business*” pouco tempo após a publicação do trabalho de Watts que tratava as suas redes sociais como redes aleatórias, ou seja, redes em que as conexões entre os nós eram estabelecidas de modo randômico, exatamente como Erdős e Rényi anos antes.

Entretanto, Barabási (2003) demonstrou que as redes não eram formadas de modo aleatório. O modelo das redes sem escalas supõe que em algumas redes, alguns nós possuem mais links do que os outros. Barabási defende que existe uma lei ou padrão de conexão entre nós, a que ele chamou de “*rich get richer*” ou “ricos ficam mais ricos”. Isso significa que quanto mais conexões um nó tiver, maiores as chances de ele ganhar mais novas conexões. Essa tendência é chamada por ele como “*preferential attachment*” ou conexão preferencial. Dessa forma, nas redes aleatórias alguns poucos nós são muito conectados, enquanto muitos nós recebem poucas conexões. Os nós que recebem mais conexões são chamados de *hubs*. Alguns exemplos de redes deste tipo são encontrados em empresas que trabalham de forma piramidal, onde os primeiros indivíduos tendem sempre a receber proporções maiores dos lucros gerados por outros indivíduos hierarquicamente inferiores conectados à sua rede.

1.2.5 Redes sociocêntricas e redes egocêntricas

Para Hanneman (2001), as redes podem ser consideradas sociocêntricas e egocêntricas. Enquanto as primeiras são estudadas enfatizando-se todos os atores da rede e possíveis sub-redes, as segundas possuem enfoque a partir de apenas um ator da rede. Neste segundo caso, tem-se as redes puras, que considera a relação de um ator principal e de atores secundários entre si, e as rede interconectadas, cujo foco também é a relação entre os atores secundários. Quanto a isso, Recuero (2005) afirma que nas redes sociocêntricas, o foco é a análise estrutural como grupo social em interação, enquanto que no segundo o foco está no papel social que um indivíduo desempenha em função da sua posição na rede.

1.2.6 Teoria dos buracos estruturais

Para Burt (1992), numa proposição geral, um ator se encontra numa posição vantajosa quando estabelece contatos que não tem qualquer conexão direta entre si. Nos seus trabalhos, Burt (1992) faz distinção entre os buracos estruturais que existem no interior do ambiente interno de um ator e aqueles que existem entre atores do seu ambiente externo. Nas situações de competição ou de conflito, os buracos estruturais no ambiente externo são vantajosos para um ator que enfrenta opositores divididos entre si.

Já no ambiente interno, são, pelo contrário, prejudiciais, uma vez que representam falhas na cooperação interna que poderão ser exploradas pelos opositores. Como refere Burt (1992), na verdade estas considerações estão relacionadas com a distinção entre os laços fortes e fracos (Granovetter, 1973). Os buracos estruturais não existem nos grupos constituídos por laços fortes, sendo igualmente numerosos nos grupos de fraca densidade onde se verifica a ausência de conexões diretas em vários pares de atores.

Em uma primeira perspectiva, apesar das diferenças de cunho teóricico, há na verdade o acúmulo de conhecimento científico nesta área onde as análises representadas não se questionam, mas se complementam. Os autores dialogam com algumas divergências e convergências permitindo avaliações mais refinadas sobre o objeto de pesquisa.

Para que fosse possível chegar à este acúmulo de conhecimento, foi preciso percorrer um longo caminho que teve início na aplicação de matrizes e gráficos como ferramentas. O pesquisador as utiliza para facilitar a organização do seu trabalho de pesquisa e ao mesmo tempo facilitar a interpretação dos resultados finais obtidos. Por isso, a seção a seguir se propõe a apresentar as diferenças de uso destas ferramentas e suas vantagens.

1.3 **Gestão e manipulação das informações: matrizes e gráficos**

As redes sociais podem ser constituídas de muitos ou poucos atores, e um ou mais tipos de relações entre pares de atores. Para obter uma descrição completa e rigorosa, de forma compacta e sistematizada, de um determinado padrão de relações sociais é necessário utilizar técnicas de matemáticas e gráficos. Este procedimento também permite utilizar computadores para armazenar e manipular a informação com maior rapidez e maior precisão do que fazendo apenas o uso do cérebro e das mãos.

Mesmo redes sociais menores, há um volume expressivo de informações necessárias para descrevê-las. Ainda que identificado padrões na estrutura de uma rede social, a gestão e a manipulação das informações podem ser uma tarefa trabalhosa e complexa. Portanto, todas as tarefas que utilizam ARS são executadas de forma mais fácil quando se aplicam técnicas e cálculos matemáticos.

Para a manipulação dos dados da rede e a geração dos cálculos dos índices, as matrizes são mais úteis como forma de armazenamento das informações. Já para os padrões de visualização, os gráficos são mais eficazes.

Um gráfico (muitas vezes chamado de sociograma) é composto de nós (ou atores ou pontos) ligados por arestas (ou relações ou laços). Um gráfico pode representar um único tipo de relação entre os atores (*simplex*), ou mais de um tipo de relação (*multiplex*). Cada laço ou relação pode ser direto (*direct ties*), ou seja, origina-se de um e chega a um ator-alvo, ou pode ser uma relação indireta (*undirect ties*), que representa a coocorrência, co-presença, ou laços adjacentes entre o par de atores

Em um gráfico, quando se refere a posição de um ator (ou um nó) com outros atores (ou nós), o ator principal é referido como "*ego*" enquanto os outros são "*alters*". As relações diretas são representadas com setas, as relações de laços adjacentes são representadas por segmentos de linhas. Relações diretas podem ser recíprocas (A escolhe B e B escolhe A), cujos laços também podem ser representados por uma seta de duplo sentido.

Um ator pode ter a característica de ser apenas um receptor de informações de outros atores da rede (*in-degree*) ou apenas um transmissor de informações para outros atores da rede (*out-degree*). (ver figura 1)

A força das relações entre os atores em um gráfico podem ser:

- a) nominal ou binária - representando a presença ou ausência de uma relação;
- b) sinalizada - representando uma relação negativa, um relação positiva, ou sem nenhuma relação;
- c) ordinal - representando se a relação é a mais forte da rede, ou próxima a mais forte da rede, a mais fraca, etc;
- d) valorada - medida em intervalos ou em níveis.

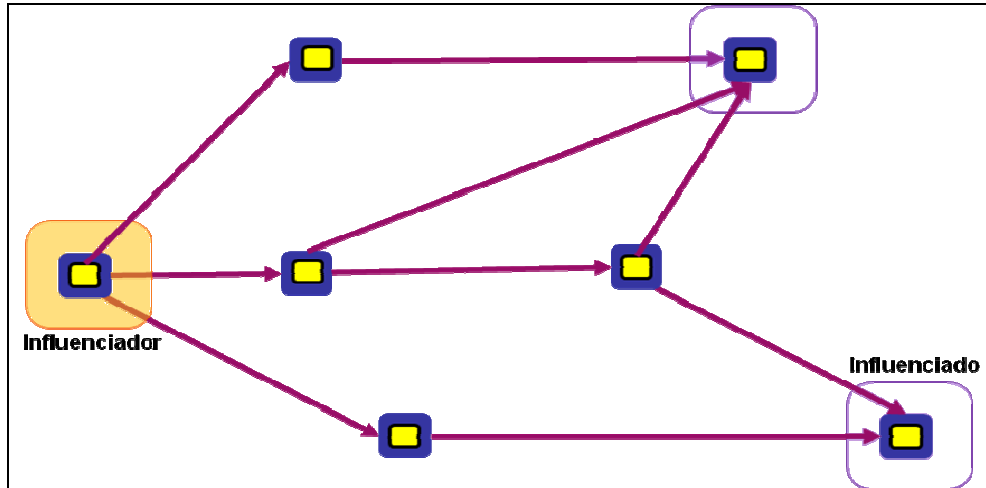


Figura 1 – Representação em grafo das relações diretas e indiretas.

Os gráficos são mais funcionais para apresentar as informações sobre as redes sociais. Todavia, quando há muitos atores ou vários tipos de relações, eles podem se tornar confusos e complicados dificultando a observação e a identificação de padrões de relacionamento. Por isso, é preferível representar redes sociais em forma de matrizes que, associadas à ferramentas e cálculos matemáticos por meio da informática, otimizam o tempo para encontrar padrões com maior eficácia.

Em ARS as matrizes são utilizadas de diferentes maneiras, por isso a compreensão de cálculos básicos em matemática faz-se necessário. No entanto, a ARS dispensa as convenções matemáticas e, simplesmente, mostram seus dados como uma matriz de linhas e colunas. Via de regra os cabeçalhos não são utilizados como parte da análise em uma matriz, mas servem para tornar mais clara a apresentação das informações.

Matrizes são conjuntos de elementos formados por linhas e colunas, no entanto, em ARS elas são mais usadas para representar a adjacência de cada ator a outro ator da rede. Uma matriz de adjacência é uma “matriz quadrada” ator por ator ($i = j$).

ATORES	ALDO	BRUNO	CARLOS	DALTO	ELIZA
ALDO	0	0	1	1	1
BRUNO	1	0	0	1	1
CARLOS	0	1	0	0	1
DALTO	0	0	1	0	1
ELIZA	1	1	0	0	0

Tabela 3 – Relacionamentos em uma matriz binária

A diagonal principal, ou "auto-relacionamento" de uma matriz de adjacência é muitas vezes ignorado em ARS. Sociogramas ou gráficos de redes podem ser representados na forma matricial, enquanto operações matemáticas podem ser então realizadas para resumir as informações contidas no gráfico (Exemplo: utilizando o Software NetDraw). Operações vetoriais, blocos e particionamento de matrizes, assim como as operações comuns de matrizes com o uso da matemática elementar (inversão, transposição, adição, subtração, multiplicação e multiplicação booleana), são normalmente úteis para esclarecer padrões de laços em análises de redes sociais.

Os dados da rede social são muitas vezes considerados multiplex (ou seja, existem vários tipos de relações entre os atores). Esses dados são representados como uma série de matrizes de mesma dimensão com os atores na mesma posição em cada matriz. Assim, é possível obter alguns *insights* sobre a estrutura social de forma bastante precisa, utilizando a matemática, para esclarecer algumas tendências de comportamento dentro da rede, uma vez que um padrão de relações sociais (ou relacionamentos) entre um conjunto de atores tenha sido representado de maneira formal (utilizando gráficos ou matrizes).

1.4 Conceitos de Centralidade e “Poder”

Em ARS os conceitos de poder e centralidade estão relacionados. A maneira pela qual um ator está inserido na rede pode ser descrita no sentido de lhe impor restrições ou de lhe proporcionar oportunidades. Aqueles que enfrentam menos restrições estão em posições mais favoráveis de obterem melhores oportunidades que os outros. Dependendo do contexto analisado, se um ator tem uma posição privilegiada significa que pode extrair vantagens maiores no relacionamento com outros atores da rede, possuir maior influência perante os outros atores e se tornar referência na rede como um todo. No entanto, o que significa ter uma “posição vantajosa”, “melhores oportunidades” e “menos restrições”?

Não há respostas simples que sejam corretas ou definitivas, mas é possível considerar que se um ator possui maior influência perante outros dentro de uma rede é porque ele se constitui como um ponto central e exerce sobre os demais sua centralidade. É neste ponto que os conceitos de poder e centralidade dialogam em ARS, pois é pertinente afirmar que o poder exercido por um ator dentro da rede é igual à centralidade que ele ocupa dentro da mesma.

Em ARS é imprescindível quantificar o poder que um ator exerce sobre os demais. Para evitar cair em análises subjetivistas, recorre-se ao conceito de centralidade porque é

viável, por meio de parâmetros previamente definidos quantificá-la. Por isso, utiliza-se “medidas de centralidade” ao invés de “medidas de poder”. Assim, é possível falar em quantidade de poder entendendo-se que o poder é medido pela centralidade que um ator exerce na rede.

Um indivíduo não tem “simplesmente” um poder em absoluto, ele o tem por que pode dominar os outros (o poder do ego é dependente do alter). Desta forma, o poder é consequência dos padrões de relacionamento cuja quantidade pode variar numa estrutura social. A quantidade de poder em um sistema e sua distribuição entre os atores estão relacionados, mas não é a mesma coisa. Dois sistemas podem ter a mesma quantidade de poder, sendo que este pode ser igualmente distribuído em um e desigualmente distribuído em outro. O “poder” nas redes sociais pode ser entendido como uma propriedade micro (ou seja, que descreve as relações entre os atores) ou como uma propriedade macro (isto é, que descreve toda a população). O macro e o micro estão intimamente ligados na ARS. (HANNEMAN e RIDDLE, 2008).

A ARS desenvolveu diferentes abordagens para medir o poder que um ator exerce sobre a rede. Neste trabalho serão utilizadas três destas abordagens: Grau de Centralidade (*Degree Centrality*), Grau de Intermedialidade (*Betweenness Centrality*), Grau de Proximidade (*Proximity Centrality*), que se constituem em três principais medidas básicas de centralidade e poder para avaliar a posição (*ranking*) de relacionamento de um ator dentro de uma rede.

1.4.1 Grau de Centralidade (*Degree Centrality*)

Esta medida é definida como o número de conexões incidentes sobre um ator, ou seja, o número de laços que um ator possui. Ela é geralmente interpretada em avaliações de risco imediato que um ator pode exercer no fluxo da rede (como um vírus, ou uma informação).

No exemplo abaixo (figura 2), Carol tem um grau de centralidade mais alto, o que significa que ela é a mais poderosa da rede. No entanto, apesar dela ser a mais poderosa, Carol não consegue se comunicar com Rafael, Aline, Bianca e Gabriel, sem passar necessariamente por João. Isto acontece porque Carol só está diretamente dentro de um grau para as pessoas em seu clique, logo, ela precisa passar por João para chegar a outros cliques.

Um clique é um subconjunto de uma rede no qual os atores possuem uma relação mais próxima do que a relação com os outros atores da rede. O menor clique é composto por dois

atores: a díade. Formalmente, um clique pode ter o máximo de relações entre os atores presentes numa rede, ou seja, o número máximo de um clique pode ser também um agrupamento incluindo todos os atores de uma única rede.

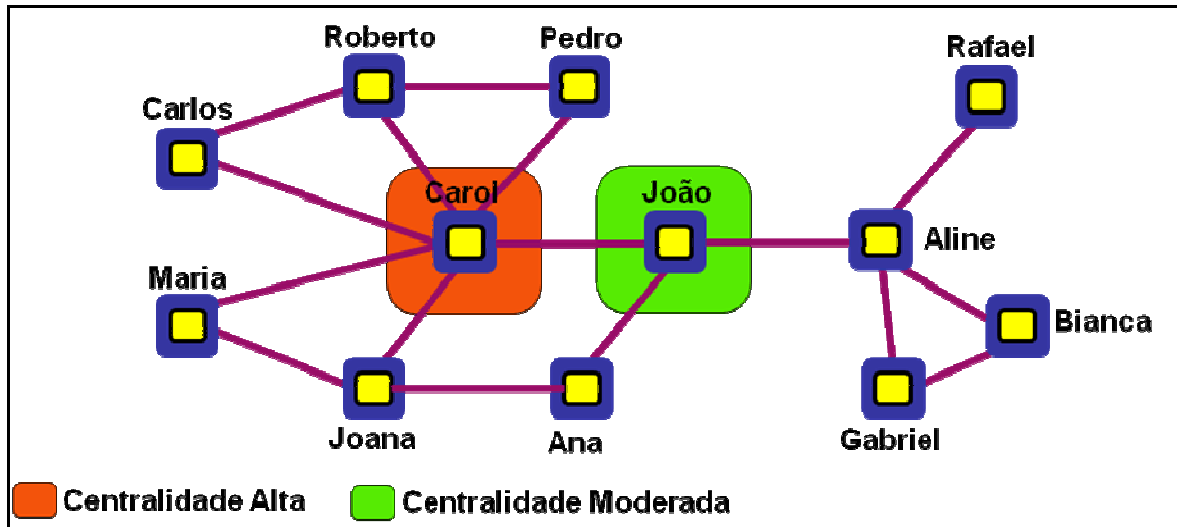


Figura 2 – Exemplo de uma rede social e suas medidas de centralidade.

1.4.2 Grau de Intermedialidade (*Betweenness Centrality*)

Esta medida identifica a posição de um ator dentro de uma rede considerando sua capacidade de fazer conexões com outros pares ou grupos na rede. Um ator com uma intermedialidade alta geralmente detém uma posição privilegiada, ou “poderosa” na rede.

Ela representa um único ponto que serve como “ponte”, onde, se for retirado da rede, altera o resultado final desconectando os laços entre os cliques adjacentes. Além disso, este ator de ligação tem uma quantidade maior de influência sobre o que acontece em toda rede. Neste exemplo (figura 2.3), João tem a maior intermedialidade porque ele está entre Carol e Aline, que estão entre outros atores. O grau de intermedialidade delas é um pouco menor porque são, essencialmente, atores de ligação apenas entre os seus próprios cliques.

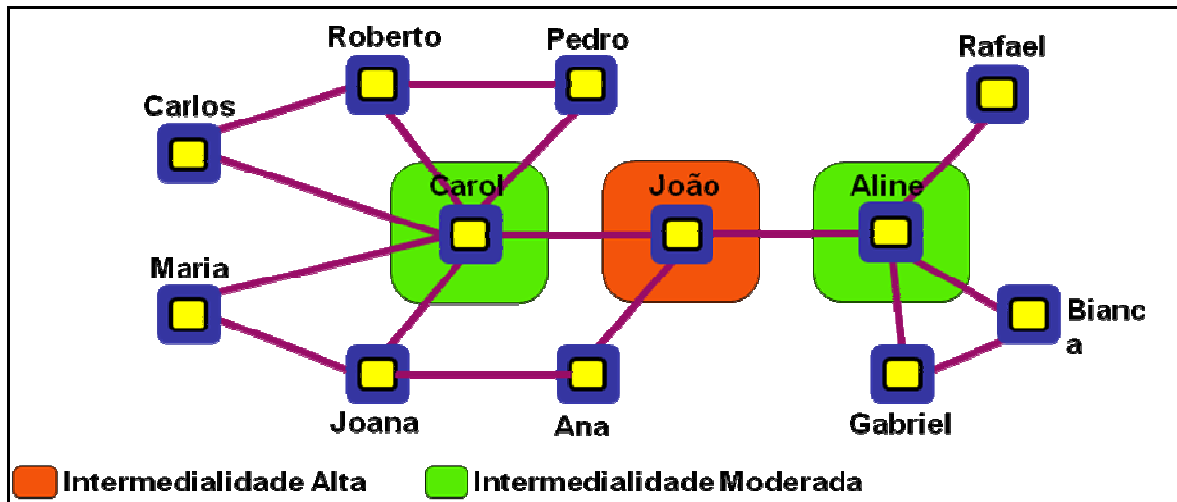


Figura 3 – Exemplo de uma rede social e suas medidas de intermedialidade.

1.4.3 Grau de Proximidade (*Proximity Centrality*)

O grau de proximidade mede quão rápido um ator pode acessar uma quantidade maior de atores numa rede. Um ator com um alto grau de proximidade, geralmente tem acesso mais rápido a outros atores da rede, percorrendo um caminho mais curto para se comunicar com os outros. Conseqüentemente, ele também está mais perto de outros atores, logo possui também grande visibilidade do que acontece na rede.

Tal como acontece com o exemplo do grau de intermedialidade, João tem um grau de proximidade maior, porque ele pode chegar a mais atores através de caminhos mais curtos. Como tal, a colocação de João lhe permite conectar a atores em seu próprio grupo e a outros grupos adjacentes (figura 2.4).

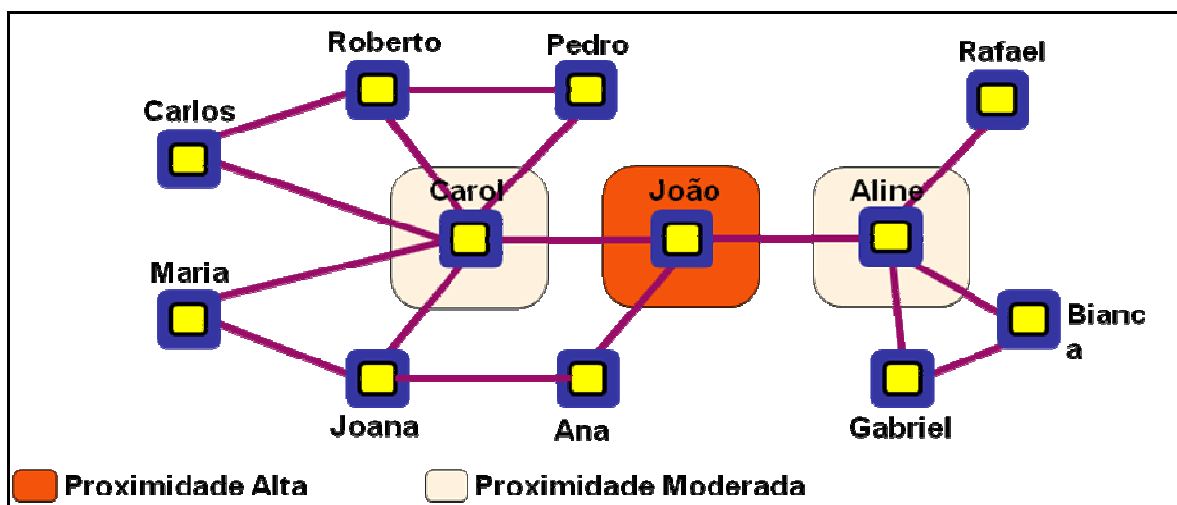


Figura 4 – Exemplo de uma rede social e suas medidas de proximidade.

Assim, nesta rede, Carol tem maior grau de centralidade e João possui o maior grau de intermedialidade e proximidade.

1.5 Padrões de relacionamento

Identificar os atores “mais poderosos” dentro de uma rede social constitui tarefa importante mas não é tudo. Em verdade, trata-se de um dos primeiros passos de pesquisa neste campo. Considerando que a ARS permite ao pesquisador identificar padrões de relacionamento entre atores dentro de uma rede ou mesmo entre duas (ou mais) redes, torna-se tarefa imprescindível estabelecer parâmetros que permitam comparar estes padrões seja para identificar semelhanças ou discrepâncias entre eles.

Há, na bibliografia sobre ARS, um número significativo de abordagens teórico-metodológicas orientadas para definição de tais parâmetros. Cabe, portanto, ao pesquisador adotar aquela que for mais conveniente ao seu objeto de estudo. A seguir, a título de exemplo, serão apresentadas três destas abordagens sem deixar de indicar e justificar aquela que foi adotada nesta pesquisa.

1.5.1 “Comportamento de grupo” e “Cascatas de informação”

Para Watts (2003) é possível prever o comportamento de um grupo de indivíduos sem que se saiba muito sobre suas personalidades ou características individuais. Em seu livro *Six Degrees*, Watts descreve uma história verídica, ocorrida há alguns anos no Reino Unido, que exemplifica sua afirmativa. Nela o autor descreve que os engenheiros das companhias de eletricidade ficaram intrigados com picos de demanda peculiares e sincronizados que consumiam parte expressiva da energia gerada na rede elétrica nacional, simultaneamente, e sobrecarregavam perigosamente a capacidade de produção, ainda que por apenas alguns minutos de cada vez. Foi percebido que, durante a época do campeonato anual de futebol, os maiores picos eram registrados quando o “país inteiro” ficava grudado nos televisores. Na hora do intervalo, milhares de pessoas levantavam da poltrona ao mesmo tempo, e colocavam o bule para esquentar uma xícara de chá no fogão elétrico.

Significa dizer que não é preciso conhecer a peculiaridade de cada um dos ingleses para deduzir a tendência de um comportamento coletivo ilustrada nos dias de campeonato de futebol, bastando saber apenas que eles possuem o hábito de tomar chá nos intervalos.

Quando diferentes indivíduos de uma população dentro de uma rede tendem a iniciar uma ação simultânea de comportamento, para Watts acontece o que o autor chama de *cascata de informação*. Quando isto ocorre, indivíduos param de se comportar essencialmente como indivíduos e tendem a agir mais como uma massa coerente. Estas cascatas podem ocorrer de forma rápida, como o nascer do estrelato (do dia para noite) de uma pessoa anônima num programa de televisão, através da comunicação “boca-a-boca” dentro de uma rede social na internet, ou lentamente, como a retomada da polícia e do poder público nos conjuntos de favelas do Rio de Janeiro após quase 30 anos de descaso e abandono do governo.

Por ser tão espetacular, este tipo de comportamento da rede tende a produzir eventos significativos. De qualquer forma, tanto o estrelato de uma pessoa anônima quanto a retomada do poder público em áreas consideradas, até então de risco, não são eventos isolados. Há um histórico que deve ser levado em consideração, pois assim como a pessoa anônima pode ter tentado diversas vezes, em outro momento de sua vida ser famosa ou até mesmo treinado bastante a forma de expressar seu lado artístico, a opressão do tráfico nas comunidades carentes do Rio durante décadas, a força da imprensa e da sociedade e a atitude do governo em exercício, são elementos essenciais e intrínsecos de cada evento e não podem ser descartados da análise.

Para cada dia que uma multidão de torcedores destrói um estádio, que um banco mundial privado quebra ou que estoura uma guerra do outro lado do mundo, há milhares de dias em que nada disso acontece. E para cada “Código da Vinci” ou “Susan Boyle” que explodem do nada para trazer a atenção do público, há milhares de livros, filmes, atores e artistas que vivem suas vidas inteiras no anonimato, sob o imenso oceano de informações da moderna cultura popular.

Cada um destes eventos ocorre em diferentes situações e contextos. Os aglomerados são formados por um conjunto específico de indivíduos que disparam a ação e são considerados os pioneiros do evento. É possível que algumas inovações tenham atingido o aglomerado no momento certo, enquanto a maioria das outras não logrou da mesma sorte. “O sucesso, porém, é uma idéia que só pode ser aplicada retrospectivamente, e retrospectivamente, é fácil ter razão” (WATTS, 2003).

1.5.2 “Similaridade” e “Classe de equivalência”

Definir, teorizar e analisar dados em termos de equivalência é importante porque permite fazer generalizações sobre o comportamento social. A partir disso, é possível estabelecer princípios que são generalizados para todos os grupos, todas as organizações, todas as sociedades, etc.

Para estabelecer tais princípios, os atores não podem ser analisados como sujeitos únicos, mas sim como exemplos de categoria⁵, conjuntos de atores que, de alguma forma, podem ser definidos como "equivalentes" (Hanneman e Riddle, 2008). Assim é possível agrupar atores com características semelhantes, e descrever aquilo que os torna semelhantes tanto quanto o que os torna diferentes quando comparados como membros de uma categoria que também pertencem à outra categoria.

Segundo o exemplo demonstrado por Robert Hanneman, Professor do Departamento de Sociologia da Universidade da Califórnia, em seu livro *Introdução aos Métodos de Rede Social*, “homens e mulheres” é rotulado numa mesma categoria de pessoas, pelo menos no que se propõe ao estudo de alguns aspectos sociais. Por exemplo, quando estas categorias são usadas como parte das teorias da sociologia, elas descrevem o “papel social” ou a “posição social” típicas dos membros desta categoria. Para Hanneman, muitos dos sistemas de categoria utilizados pelos sociólogos são baseados em "atributos" dos atores individuais que são comuns entre eles. Desta forma, podemos dizer que dois atores têm a "posição" ou mesmo "papel" na medida em que o seu padrão de relacionamento com outros atores é a mesma.

Este autor também explica que a análise estrutural em ARS não está particularmente preocupada com os sistemas de categorias baseados em descrições de similaridade de atributos individuais: variáveis, por exemplo. O importante é definir as categorias e as variáveis em termos de semelhanças entre os padrões de relações entre os atores, ao invés de somente seus atributos. Isto porque, a definição de uma categoria, ou um "papel social" ou "posição social" depende da relação com outra categoria. Disto depreende-se que os papéis sociais e as posições sociais são inerentemente "relacionais".

Por exemplo: qual é o papel social da "esposa"? Um modo de responder esta questão seria considerando um conjunto de interações padronizadas com um ou mais membros de

⁵ Por exemplo, "branco" como uma categoria social, é uma maneira abreviada de fazer referência a pessoas que normalmente têm uma forma comum de relações com membros de outra categoria - "não-brancos", por exemplo. Características que podem parecer, à primeira vista, atributos individuais, podem significar, em verdade, maneiras de indicar que um indivíduo pertence a certa categoria e que a partir daí define relações com membros de outras categorias.

outras categorias sociais, como, "pai" e "filho". Cada uma destas categorias (ou seja, marido, esposa, filho, etc.) só pode ser definida por regularidades nos padrões de relacionamento com membros de outras categorias (há vários tipos de relações aqui: monetária, emocional, ritual, sexual, etc.), isto porque os papéis familiares e de parentesco são por natureza relacional. Em ARS, este exemplo traduz o significado de “classes de equivalência” que pode ser, por exemplo: marido, esposa, filho, etc.

Ainda exemplificando: o que é um "trabalhador"? A resposta imediata tenderia ser “uma pessoa que realiza um trabalho”. No entanto, uma definição de cunho sociológico, dada por Karl Marx (*Trabalho Assalariado e Capital* de 1849)⁶, entende o trabalhador como sendo uma pessoa que vende sua força de trabalho a um capitalista. Nota-se que o significado de "trabalhador" depende de um capitalista - e vice-versa. Portanto, é a relação (neste caso, como afirma Marx, uma relação de exploração) entre os dois ocupantes destas funções que define o significado dos papéis de trabalhador e capitalista.

Desta forma, esta abordagem defende que os o ponto de partida da análise em redes sociais são os "papéis sociais" ou "posições sociais" ocupados pelos indivíduos. No entanto, é preciso considerar algumas questões. Primeiro, que relações devem ser levadas em conta para identificar quais atores são similares e quais não são? Por exemplo: as relações que um professor possui com a universidade são semelhantes em alguns aspectos perante as relações que ele possui com seus alunos: ambos são regidos por muitas das mesmas regras, práticas e procedimentos. No entanto, as relações que este mesmo professor tem com a universidade podem ser muito diferentes das relações com seus alunos em outros aspectos (por exemplo, a universidade paga ao professor, os alunos pagam a universidade). Que relações devem contar e quais não devem na tentativa de descrever o papel de "professor" e "aluno"? De fato, é pertinente perguntar até que ponto é válido avaliar somente as relações entre o professor, os alunos e a universidade e não incluir, por exemplo, os membros de uma Secretaria Estadual de Educação?

Não há uma resposta simples sobre quais devem ser as “relações certas” para examinar, assim como não há uma resposta simples sobre quem são os conjuntos relevantes de "atores" que é preciso considerar na análise. Isso depende da proposta da investigação, do

⁶ Ao publicar a obra *Trabalho Assalariado e Capital*, Marx propunha-se descrever de forma popular as relações econômicas que constituem a base material da luta de classes na sociedade capitalista. Pretendia dar ao proletariado a arma teórica do conhecimento científico profundo da base sobre a qual repousam na sociedade capitalista o domínio de classe da burguesia e a escravidão assalariada dos operários. Ao desenvolver os pontos de partida da sua teoria da mais-valia, Marx formula em termos gerais a tese do empobrecimento relativo e absoluto da classe operária sob o capitalismo.

contexto envolvido, da perspectiva teórica que será usada na investigação, e das populações que serão privilegiadas na pesquisa.

A segunda questão apontada por Hanneman é a seguinte: supondo que há um conjunto de atores e um conjunto de relações que fazem sentido para a análise de uma questão em particular, até que ponto é possível afirmar que os atores que compartilham a mesma “posição” ou “papéis” possuem padrão de relações similares?

Para Hanneman a “posição” ou “papéis” ocupado pelos atores constitui um padrão de relações similares e por isso o conceito de “similaridade” é caro ao autor. No entanto, em ARS há diferentes maneiras de definir e identificar padrões de relações similares, ou seja, definir e identificar “similaridades” dentro da rede. A seguir, será apresentada uma abordagem metodológica que se propõe a realizar esta tarefa.

1.6 Análises dos aglomerados

Neste trabalho compartilha-se da mesma perspectiva de Hanneman onde é possível definir e identificar padrões de relações similares entre atores dentro de uma rede. Contudo, a forma, pela qual estes padrões serão definidos e identificados, será traçada com base na abordagem metodológica desenvolvida por Wasserman e Faust.

A análise de aglomerados, proposta por estes autores, é uma boa abordagem metodológica utilizada nas análises de redes sociais para identificar quantos conjuntos estruturais de equivalência existem em uma rede, e a quais conjuntos os atores pertencem. Levando em consideração que no “mundo real” a equivalência exata entre os atores é rara, a tarefa de identificar a “equivalência” em ARS torna-se de extrema importância.

Para encontrar padrões de relações similares Wasserman e Faust recorrem ao conceito de nós. Os autores definem dois nós (ou outras estruturas mais elaboradas, como aglomerados) como “semelhantes” quando eles caem na mesma “classe de equivalência.” Apesar de não esclarecer muita coisa, a princípio, há algo nesta relação que demonstra que dois atores (ou dois aglomerados) pertencem a uma determinada “classe” que difere das outras “classes”. A questão, agora, é saber quais são as características de um ator dentro da rede inserido em uma “classe” em relação aos outros atores. De que maneira eles são equivalentes?

Os aglomerados (*clusters*) são grupos de nós muito conectados. Em termos de redes sociais, os aglomerados são considerados grupos sociais coesos. Eles são unidos a outros grupos através de laços individuais de seus membros. Há um número expressivo de algoritmos que podem ser utilizados para definir grupo de atores (ou aglomerados) em categorias baseadas em alguns pontos comuns de suas posições dentro dos gráficos.

Se dois atores possuem o mesmo padrão de relacionamento com dois outros atores, afirma-se que eles são “estruturalmente equivalentes”. Isto significa que os valores correspondentes das linhas e colunas de um ator são idênticas àquelas relacionadas a outro ator. Se a matriz analisada é simétrica, basta observar apenas os pares de linhas ou colunas. No entanto, caso a matriz seja assimétrica, deve-se avaliar e comparar as características dos dois atores como receptores (*in-degree*) e transmissores (*out-degree*) da informação.

Como exemplo proposto por Warseman e Faust ilustrado na tabela 2.4 e na figura 2.5, os atores 3 e 4 serão estruturalmente equivalentes, desde que ambos tenham um relacionamento simétrico como transmissores da informação para o ator 5 e ambos tenham um relacionamento como receptor da informação dos atores 1 e 2. Ainda segundo este exemplo, observa-se que os atores 1 e 2 são estruturalmente equivalentes aos atores 3 e 4, pois possuem linhas e colunas idênticas. Ou seja, é possível afirmar que esta matriz social θ possui 3 subconjuntos estruturalmente equivalentes de atores: $\theta_1 = \{1,2\}$, $\theta_2 = \{3,4\}$, $\theta_3 = \{5\}$.

Matriz Social	1	2	3	4	5
1	-	0	1	1	0
2	0	-	1	1	0
3	0	0	-	0	1
4	0	0	0	-	1
5	0	0	0	0	-

Tabela 4 – Matriz de uma estrutura similar e equivalente.

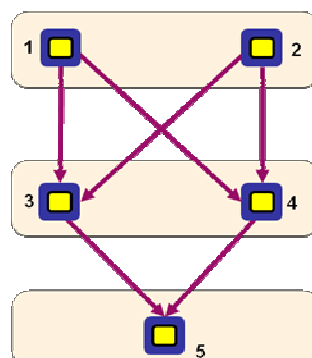


Figura 5 – Grafo de uma estrutura similar e equivalente.

Comumente, nas ARS é mais interessante examinar as similaridades e distâncias separadas em um grupo de atores, ao invés de estudar somente os pares que são similares. Desta forma, em função do posicionamento e comportamento dos atores da rede, é possível que seja encontrado novos *insights* quando estuda-se padrões de similaridade e distância entre os grupos de atores.

Em síntese, equivalência estrutural pode ser entendida como uma propriedade matemática de subconjuntos de atores dentro de uma rede (ou nós dentro de um gráfico). Em geral, dois atores são estruturalmente equivalentes se eles possuem relações idênticas *de* e *para* todos os outros atores dentro da rede. (LORRAIN e WHITE, 1971 apud WASSERMAN e FAUST, 1994)

1.7 As múltiplas relações entre os atores

Além de ser possível identificar similaridades entre atores dentro de uma rede cujo foco é um único tipo de relacionamento (matriz simplex quadrada), também é possível identificar tais similaridades entre matrizes, cuja visualização permite expressar múltiplas relações entre atores por meio de uma única matriz multiplex.

A maior parte das ferramentas de ARS trabalha com estruturas definidas por padrões de apenas um único tipo de relacionamento: parentesco, amizade, classe econômica, entidades sociais, etc. Contudo, na vida real as relações são mais complexas que isso, na medida em que os atores estão conectados por diferentes relações simultaneamente.

Se for observado, por exemplo, um grupo de 20 pessoas presentes em um recinto, é possível identificar, entre os elementos do grupo, conexões emocionais, relações de troca, afinidades, antipatia, enfim, tudo ao mesmo tempo em cada um destes elementos. Além dos sentimentos, seriam observados ainda a troca de informações, dinheiro, alianças e formação de “panelinhas”, a preferência musical, política ou time de futebol preferido, entre outros comportamentos e posições defendidas por cada um. Para Hanneman (2005), até que se prove o contrário, os sociólogos tendem a assumir que o comportamento dos atores é fortemente moldado pela interação complexa de muitas restrições simultâneas e oportunidades, decorrentes da forma como o indivíduo está imerso em vários tipos de relações.

Desta forma, as características e comportamento de populações inteiras podem depender de múltiplas dimensões de integração ou segmentação de indivíduos ou grupos. A

solidariedade, por exemplo, pode ser um ato estabelecido por uma situação comum ou atípica: como um nível de parentesco, vizinhança, cultura ou outros laços que funcionem simultaneamente.

A importância das matrizes multiplex como ferramenta em ARS está em permitir ao pesquisador observar o padrão de comportamento entre atores que é definido pelas múltiplas relações que os envolvem. A estrutura mais comum para dados multiplex é um conjunto de matrizes ator-por-ator, uma para cada relação. Na maioria das análises, as informações sobre as múltiplas relações entre os atores são combinadas em uma única medida consolidada. Uma abordagem comum é combinar as múltiplas relações em um índice que reflita a qualidade (ou tipo) de relação multiplex.

No estudo de caso apresentado neste trabalho serão elaboradas duas matrizes simplex e quadradas. A primeira definida pelo tipo de relacionamento originado pelas chamadas telefônicas e a segunda definida pelo tipo de relacionamento configurado pelo seu posicionamento geoespacial. Em seguida, será elaborada uma matriz multiplex com a finalidade de identificar as similaridades entre os atores (ou grupo de atores) da rede em estudo. Por fim será elaborada uma quarta matriz simplex para atender os objetivos desta pesquisa.

1.8 As análises espaciais

Neste tópico será dada uma pausa proposital para apresentar alguns termos e conceitos sobre análises espaciais que são aplicadas nesta dissertação, pois trabalhar com geoinformação significa, antes de qualquer coisa, utilizar computadores como instrumentos de representação de dados espacialmente referenciados. Fez-se o uso também de bancos de dados geográficos que permitem realizar facilmente interligações com bancos de dados já existentes, além de outras funcionalidades, que possibilitou resultados mais enriquecidos.

1.8.1 Geoprocessamento e Geomática

Geoprocessamento denota a disciplina do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento da informação geográfica e que vem influenciando de maneira crescente as áreas de Cartografia, Análise de Recursos Naturais, Transportes, Comunicações, Energia e Planejamento Urbano e Regional. (CÂMARA et al. 1999).

O problema fundamental da Ciência da Geoinformação é o estudo e a implementação de diferentes formas de representação computacional do espaço geográfico. É costume dizer-se que Geoprocessamento é uma tecnologia interdisciplinar, que permite a convergência de diferentes disciplinas científicas para o estudo de fenômenos ambientais e urbanos. Ou ainda, que “o espaço é uma linguagem comum” para as diferentes disciplinas do conhecimento. (CÂMARA et al. 1999).

Para o professor Luiz Henrique Azevedo, doutor em geografia física pela USP, o já consagrado termo Geoprocessamento não é tão abrangente. Seu campo de atuação restringe-se às técnicas de processamento dos dados para produção das informações. O geoprocessamento não se preocupa com os mecanismos de coleta, mas com a coerência das fases inerentes ao processo de produção e uso da informação georreferenciada.

A Geomática procura harmonizar procedimentos de Coleta, Análise dos dados e a Distribuição e o Uso das informações derivadas e referenciadas ao meio geográfico, contribuindo para que as ações nele implementadas ou relacionadas, se verifiquem de forma harmônica e produtiva (AZEVEDO, 2009).

O termo Geomática foi usado pela primeira vez na década de 70 onde foi bem aceito e utilizado pelos especialistas do ramo desde o começo dos anos 90. A Geomática abrange uma gama de conhecimentos de base científica, matemática e institucional para a aplicação das tecnologias que gravitam no seu entorno. No entanto, por ser uma área nova no estudo da ciência, sua aceitação tem levado muitas instituições de ensino a alterarem o nome de seus departamentos visando adequação à nova terminologia. Instituições ao redor do mundo promovem alterações similares, ou se encontram em processo de discussão.

Ou seja, é possível encontrar em diversos trabalhos já publicados em renomadas instituições mais semelhanças que diferenças entre as definições de Geomática e Geoprocessamento. Não é o foco desta dissertação levantar tais questões, deixando as discussões acadêmicas para um ramo mais epistemológico e, dando assim, maior atenção a aplicação empírica do assunto.

Um esforço de adequação curricular frente à expansão da tecnologia faz-se necessário, pois assim como outras áreas mais dinâmicas de conhecimento (informática, biotecnologia, etc), a evolução da ciência traz desafios maiores a cada dia, exigindo das universidades uma ampliação permanente de suas atividades.

1.8.2 Sistemas de Informações Geográficas (SIG)

O termo Sistemas de Informação Geográfica (SIG) é aplicado para sistemas que realizam o tratamento computacional de dados geográficos e recuperam informações não apenas com base em suas características alfanuméricas, mas também através de sua localização espacial. (CÂMARA et al. 1999).

SIG é um conjunto de sistemas de hardware, software, informações espaciais e procedimentos computacionais que permitem e facilitam a análise, gestão ou representação do espaço e dos fenômenos que nele ocorrem. Para que isto seja possível, os atributos e a geometria dos dados devem estar georreferenciados, ou seja, representados por alguma projeção cartográfica e localizados em uma superfície.

1.8.3 Conceitos de Bancos de Dados Geográficos

Os bancos de dados geográficos surgiram devido a uma grande necessidade de integração entre os dados convencionais e os dados espaciais. Para uma maior integração dos dados convencionais e os dados espaciais, surgiram os sistemas gerenciadores de bancos de dados geográficos (SGBDGs), o que foi fundamental para permitir a análise conjunta de vários tipos de informações e onde elas ocorrem no tempo e no espaço.

O uso de SGBDGs permite realizar facilmente uma interligação dos bancos de dados já existentes com o SIG. Além de dados geográficos que podem ser implementados há também outras funcionalidades como análise espacial, topológica, geoestatística, etc. possibilitando o desenvolvimento de resultados mais elaborados com inteligência espacial.

A principal diferença de um SIG para um sistema de informação convencional é sua capacidade de armazenar tanto os atributos descritivos como as geometrias dos diferentes tipos de dados geográficos (CASANOVA et al., 2005).

O modelo de dados busca sistematizar o entendimento que é desenvolvido a respeito de objetos e fenômenos que serão representados em um sistema informatizado. Os objetos e fenômenos reais, no entanto, são complexos demais para permitir uma representação completa, considerando os recursos à disposição dos sistemas gerenciadores de bancos de dados (SGBD) atuais. Desta forma, é necessário construir uma abstração dos objetos e fenômenos do mundo real, de modo a obter uma forma de representação conveniente, embora

simplificada, que seja adequada às finalidades das aplicações do banco de dados. (BORGES, 2002)

A abstração de conceitos e entidades existentes no mundo real é uma parte importante da criação de sistemas de informação. Além disso, o sucesso de qualquer implementação em computador de um sistema de informação é dependente da qualidade da transposição de entidades do mundo real e suas interações para um banco de dados informatizado. A abstração funciona como uma ferramenta que nos ajuda a compreender o sistema, dividindo-o em componentes separados. Cada um destes componentes pode ser visualizado em diferentes níveis de complexidade e detalhe, de acordo com a necessidade de compreensão e representação das diversas entidades de interesse do sistema de informação e suas interações. (BORGES, 2002)

1.8.4 Análises em SIG

Desde sua concepção inicial, mais simplista e voltada para o projeto e construção de mapas, os SIG têm incorporado uma crescente variedade de funções. Em especial, apresentam mecanismos sofisticados para manipulação e análise espacial de dados, permitindo uma visualização bem mais intuitiva dos dados do que a obtida através de relatórios e gráficos convencionais. (CRUZ e CAMPOS, 2005)

Os primeiros sistemas de informação geográfica tinham funcionalidades mais pobres, pois eram concebidos apenas como ferramentas de armazenamento, organização e visualização de informações geográficas.

A análise espacial num SIG pressupõe o conhecimento das relações espaciais entre as entidades geográficas fundamentais. A topologia é um conceito fundamental nos SIG, especialmente na análise espacial associada ao modelo vetorial de dados espaciais. É a topologia que define as relações espaciais entre os diferentes elementos gráficos (pontos, linhas, polígonos), isto é, a posição relativa de cada elemento gráfico em relação aos restantes. (CRUZ e CAMPOS, 2005)

Segundo ARONOFF (1989), existem quatro grandes categorias de funções a considerar na análise espacial em SIG:

- Funções de acesso ou pesquisa, classificação e medição - através deste conjunto de funções é possível ter acesso à informação gráfica e alfanumérica,

possibilitando a realização de operações de Query-Display (pesquisa gráfica e pesquisa por atributos). Ao se efetuar um processo de análise espacial deste tipo só os atributos alfanuméricos podem ser criados e alterados.

- Funções de superposição de mapas (*overlay*) - este tipo de função de análise espacial constitui, em termos estruturais, um processo semelhante à manipulação de dados relacionais em tabelas e permite a realização de análises segundo uma aproximação da álgebra booleana ou da teoria dos conjuntos.

- Funções de análise de vizinhança - neste grupo as operações usualmente mais desenvolvidas são as de pesquisa, topográficas e de interpolação. A definição de funções de vizinhança envolve a análise das características da área envolvente a um local específico. Neste caso, é necessário definir o domínio de aplicação e o tipo de função a aplicar numa seqüência de análise específica.

- Funções de análise de conectividade - estas funções são características da modelagem de dados matricial e caracterizam-se por permitir a descrição e a modelagem de processos de difusão e influência espacial. Também neste caso é necessário definir o domínio da aplicação deste tipo de função em relação à vizinhança de células, recorrendo à topologia implícita de uma estrutura em quadrícula.

Para o pesquisador do Emprapa, João dos Santos Vila da Silva, é indiscutível a importância dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG) para auxiliar na compreensão e gestão do espaço terrestre. Mais do que armazenar, recuperar, visualizar e imprimir dados espaciais num sistema de projeção geográfica, o SIG tem a capacidade de efetuar análise e modelagem espacial. Essas características fazem com que, mais do que uma tecnologia, os SIGs possam ser considerados como uma ciência de informação espacial (MIRANDA, 2010).

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo destina-se a apresentar o que está sendo feito atualmente no campo da análise de redes sociais (ARS). O autor selecionou (dentre cinquenta artigos já publicados por instituições de ensino superior, congressos, periódicos e revistas dentro e fora do país) artigos que tratam o tema sobre diferentes aspectos como: Empresarial, Organizacional, Pesquisa Acadêmica, Políticas Públicas e Relacionamento Pessoal, assim como suas aplicações em áreas convergentes com foco de atuação em Administração, TI, Ciências Sociais, Acadêmica e Segurança.

2.1 Empresarial

2.1.1 Relações sociais e sua relevância para avaliar a perda de clientes em redes de telefonia móvel.

Neste artigo, Joshi et al. (2008) examinaram os padrões de comunicação de milhões dos usuários de telefones móveis, estudando as redes sociais de comunicação em larga escala. O trabalho abordou o papel dos laços sociais na formação e crescimento de grupos ou comunidades, nas redes de telefonia móvel. Em particular, eles estudaram o comportamento e evolução da perda de clientes em uma empresa de telecomunicação durante o período de quatro meses.

A análise dos autores explorou a propensão de um cliente solicitar o cancelamento do serviço de telefonia, baseado no relacionamento dos amigos que compõe a sua própria rede e que já tivessem cancelado o serviço nos últimos meses. Ou seja, com base nos resultados, eles propuseram uma técnica de predição para definir o potencial cancelamento destes clientes comparando-os com os cancelamentos atuais da rede de amigos deste mesmo cliente. A eficiência da predição foi expressa com uma curva de elevação, que indica a fração de todos os cancelamentos que podem ocorrer quando uma determinada parcela de assinantes fosse contatada.

Os autores forneceram uma evidência significativa de que as relações sociais podem desempenhar um papel influente no cancelamento dos serviços em operadoras que prestem serviços de telefonia. Eles demonstraram também que uma simples abordagem com o cliente

pode identificar e influenciar a permanência de clientes potenciais para cancelamento, dentro de uma rede social.

Apesar das influências serem derivadas dos volumes de chamadas entre os indivíduos de uma rede, um problema interessante foi identificado no estudo com relação à prevenção de cancelamentos. Apenas um subconjunto do potencial de clientes propensos ao cancelamento foi contatado com base no custo do cancelamento e no custo de contato.

Por fim, os autores concluem o artigo indicando que há uma série de problemas analíticos em telecomunicações, incluindo a segmentação de clientes, publicidade dirigida e detecção de fraude, valendo a pena prosseguir com novas pesquisas utilizando as técnicas de ARS.

2.1.2 Redes Sociais: posições dos atores no fluxo da informação.

Tomaél e Marteleto (2006) apresentaram um trabalho de rede social através do estudo sobre o consórcio de exportação de móveis, tendo-se como foco os indicadores de centralidade e de ligações fortes e fracas de uma rede. Os índices de centralidade foram abordados sob quatro aspectos: informação – analisando os fluxos de informação; grau – considerando o número de contatos diretos; intermediação – identificando quem medeia, controla e direciona a informação na rede; proximidade – avaliando a distância de um ator em relação a outros.

Nas ligações fortes – contatos mais próximos, e as ligações fracas – mais distantes foram analisadas tendo como base as medidas de centralidade por proximidade. Os resultados demonstraram que os atores mais importantes na rede exercem funções no nível estratégico, sendo responsáveis pela tomada de decisões em suas empresas e no consórcio como sendo o campo de pesquisa do trabalho. Outra conclusão observada pelos autores é que o fluxo e compartilhamento da informação na rede são dependentes desses atores, assim como a condução das ações e planejamento do consórcio apresentado no estudo.

2.2 Organizacional

2.2.1 Método de análise de redes sociais de informação associadas a processos organizacionais.

Matheus (2005) propõe em sua dissertação um método de análise e visualização de redes sociais de informação para o diagnóstico de processos organizacionais. Parte da definição do modelo de rede social de informação (RSI), que tem como elementos: pessoas, documentos, sistemas e seus agrupamentos isto é, organizações, grupos e eventos, se relacionam por meio do fluxo de informações através de canais.

O modelo que Matheus (2005) propôs fez a adoção de teorias, conceitos e fundamentações matemáticas oriundos dos estudos de análise de redes sociais (ARS). A fim de identificar os atributos dos elementos a serem considerados no levantamento de dados de redes reais, foi proposta uma classificação facetada *ad hoc*. Apoiando-se na classificação, os valores associados aos atributos dos elementos foram obtidos mediante entrevistas não estruturadas e semi-estruturadas, nas análises de documentos e de *logs* de sistemas de serviços gerenciadores de *e-mail*.

Como contribuição acadêmica, Matheus (2005) apresenta um método descritivo e genérico para a análise da informação em organizações, juntamente com um modelo de rede elaborado, visando o uso das ARS em estudos de fluxos de informação, sob a perspectiva da ciência da informação.

2.2.2 Tornando um trabalho “invisível” em visível: utilizando a análise de redes sociais para apoiar a colaboração estratégica.

Cross, Borgatti e Parker (2004), apresentaram questões relevantes sobre como as hierarquias e burocracias funcionais existentes nas organizações trouxe como consequência a criação de redes de relações informais, contrapondo os canais formais definidos pela estrutura de processos e subordinação do trabalho.

Paradoxalmente, enquanto estas organizações estão se movendo para as formas de rede através de *joint ventures*, alianças e outras formas de relacionamento colaborativas, os executivos em geral dão pouca atenção para avaliar e apoiar as redes informais dentro de suas próprias organizações.

Cross et al (2004) trabalharam com um consórcio de vinte e três empresas ao longo de dezoito meses, onde encontraram nas análises de redes sociais um valioso instrumento para facilitar a colaboração estrategicamente importante de grupos, tais como redes de lideranças, unidades estratégicas de negócios, equipes de desenvolvimento de novos produtos, comunidades de melhores práticas, *joint ventures* e fusões.

O artigo procurou descrever como a análise de redes sociais pode ser eficaz em: promover a colaboração dentro de grupos importantes estrategicamente, apoiando momentos críticos para atravessar fronteiras funcionais, hierárquicas ou geográficas e garantindo a integração de uma rede após a reestruturação, assim como outras iniciativas de mudanças estratégicas. Ao fazer as redes informais “invisíveis” tornarem-se visíveis, a análise de redes sociais ajudou os gestores da empresa a avaliar e apoiar estrategicamente a colaboração entre suas equipes.

Cross et al. (2004) constataram que essas redes informais trazem contribuições valiosas e importantes para satisfação e desempenho do trabalho dos empregados. No entanto, apesar de sua importância, elas raramente são suportadas, ou mesmo compreendida pelas organizações.

A análise de redes sociais oferece um meio pelo qual se pode identificar e avaliar a saúde e importância estratégica das redes dentro da organização. Ao tornar visíveis os padrões de interação “invisíveis”, foi possível valorizar a importância dos grupos para uma colaboração mais eficaz.

2.2.3 Redes Sociais: convergências e paradoxos na ação estratégica.

Carvalho (2002) trouxe uma reflexão sobre a perspectiva de “redes sociais” aplicadas às redes estratégicas interfirmas. Duas teorias que são centrais na perspectiva de redes sociais dentro do universo corporativo são apresentadas em suas convergências e paradoxos.

A primeira é a teoria “força dos laços fracos” de Mark Granovetter. A segunda é a teoria dos “buracos estruturais”, de Ronald Burt. Ao contrastar as premissas das duas teorias, ela apresentou um questionamento subjacente sobre a abordagem das “redes sociais” poderem colaborar para uma visão compreensiva da firma de negócios que considere, ao lado da função instrumental dominante, as dimensões institucional e expressiva.

Na realidade, uma interessante conclusão que a autora chegou é que a teoria das redes sociais está no limite entre negócios instrumentais, relações pessoais e laços institucionais de elite. Esta estabelece forçosamente um equilíbrio entre o paradigma competitivo econômico e o paradigma sociopsicológico, ambos presentes nas alianças estratégicas. Assumindo-se isto como dilema, dificilmente se chegará a uma solução, pois conteúdos como confiança, poder, e identidade estarão sempre ordenando as relações horizontais e verticais entre atores individuais ou coletivos.

Carvalho (2002) denota ainda que, embora as relações que reflitam a confiança, não reflitam, necessariamente, a ingenuidade, as contradições entre a competição econômica agressiva e a confiança social ingênua sempre terá que ser vista como um puro e verdadeiro paradoxo nas redes estratégicas de negócios. O dilema, também, pode ser visto como um paradoxo entre dois paradigmas: de um lado, o do poder econômico e avaliação de risco; do outro, da necessidade para construir em relações pessoais ou entre firmas.

Para finalizar, Carvalho (2002) concluiu que o tradicional foco na estrutura e na estabilidade da rede carece de uma perspectiva mais dinâmica adequada às ações estratégicas. Embora a estrutura existente explique muitas ações na rede e permita até alguns prognósticos das relações sociais, as considerações de Burt e de Granovetter sobre redes sociais são úteis, sobretudo nas situações emergentes ou de mudança que, com frequência, representam uma mudança da própria estrutura.

2.3 **Pesquisa**

2.3.1 A análise de redes sociais como ferramenta de diagnóstico das relações de poder.

A estrutura e relações em uma rede social do Terceiro Setor foi examinada por Pinto e Junqueira (2008) usando-se a ARS. A pesquisa buscou identificar o grau de poder e a essencialidade de um ator central. Essa identificação permitiu averiguar se a rede poderia ser “sustentável”, de acordo com o nível de relacionamento entre os atores em determinado momento, caso o ator identificado como central fosse extraído da rede.

A simulação dessas mudanças estruturais, sem intervenção na rede real, mas sim em um modelo computadorizado, permite que se tomem medidas no fortalecimento, redução, alteração e ampliação de elos e atores da rede, tornando-a mais resistente através de uma melhor distribuição de poder.

Segundo Pinto e Junqueira (2008), a análise do caso em estudo teve como conclusão que este ator central, apesar de detentor de indiscutível poder na rede, não era essencial a ponto de provocar uma fragmentação irreversível, que descaracterizasse a rede. Segundo os atores, a metodologia de ARS ainda é relativamente recente, e novos estudos devem ser realizados para consolidá-la enquanto ferramenta de diagnóstico e intervenção social. O estudo realizado foi unimodal e binário e, portanto, ainda limitado.

Os autores sugerem a realização de pesquisas de múltiplos relacionamentos (relações *multiplex*) e multidimensionais podem ser incentivados, aproveitando-se a evolução das ferramentas tecnológicas, como forma de estudar não apenas a relação entre atores, mas dimensões como conhecimentos, projetos, tarefas, habilidades, recursos materiais, localização espacial-temporal e outros que venham a enriquecer a compreensão do relacionamento humano.

2.3.2 Um algoritmo para uso em agrupamentos de grandes redes.

Blondel et al. (2008) propuseram um método simples para extrair a estruturas de agrupamentos de grandes redes. O método heurístico se baseia na otimização de modularidade e foi desenvolvido com o objetivo de superrar o desempenho de processamento computacional em comparação a outros métodos conhecidos para detecção de agrupamentos de redes. Além disso, a qualidade dos aglomerados detectados foi muito satisfatória.

O método analisa a rede identificando inicialmente os aglomerados em uma rede de telefonia móvel belga de 2 milhões de clientes, analisando um gráfico da Web de 118 milhões de nós, com mais de um bilhão de relacionamentos.

Segundo os autores, a limitação do método para os experimentos realizados foi a de armazenamento da rede na memória principal ao invés do tempo de processamento computacional. Esta mudança de escalas, ou seja, de cerca de cinco milhões de nós para os outros métodos, para mais de 100 milhões de nós no método descrito no artigo, trouxe perspectivas interessantes para modular estruturas de sistemas complexos: como dados de cidadãos de países inteiros ou segmentos da Internet ainda não explorados.

Por fim, Blondel et al. (2008) enfatizaram que a velocidade do algoritmo ainda pode ser substancialmente melhorada com o uso de alguns métodos heurísticos simples. Segundo os autores, o impacto desses tipos de métodos na partição da rede deveria ser mais bem

estudado, bem como o papel desempenhado pela ordenação dos nós durante a primeira fase do algoritmo.

2.4 Políticas Públicas

2.4.1 Redes e capital social: o enfoque da informação para o desenvolvimento local.

Nesse artigo, Marteleto et al. (2008) enfatizou a importância do uso da metodologia de análise de redes sociais para a compreensão do fenômeno do acesso à informação e sua importância para o desenvolvimento econômico e social de comunidades e grupos sociais. A informação como base para a geração do conhecimento e ação social e sua relevância econômica e política têm sido investigadas em várias áreas do conhecimento, tais como a ciência da informação, a sociologia, a economia e a ciência política.

Com o objetivo de enfatizar esses aspectos, Marteleto et al. (2008) trata da análise de redes sociais, sua evolução recente e conceitos básicos, para depois analisar a ideia de que as relações existentes entre os indivíduos fazem parte do capital existente nas sociedades, enfatizando o fato de que, como capital, serve de base para o desenvolvimento social e econômico.

A autora enfatiza ainda que a análise de rede é uma alternativa metodológica que permite uma interlocução entre as ciências sociais e a ciência da informação, especialmente quando se leva em conta o conceito de capital social e o interesse que vem despertando nessas áreas.

O interesse do estudo é decorrente de uma nova visão sobre o desenvolvimento, que reforça o papel das organizações e redes locais constituídas independentemente do Estado. Segundo a autora, a compreensão dos fluxos de informação, de conhecimento e de poder que percorrem as redes, e o papel dos diferentes atores envolvidos pode permitir a elaboração de políticas públicas de inclusão e geração de bem-estar, que vão do acesso a serviços públicos de saúde e educação ao crédito para funcionamento dos negócios.

2.4.2 Análises de redes sociais – aplicação nos estudos de transferência da informação.

Neste artigo, Marteleto (2001) focou no estudo de transferência de informação em movimentos sociais. Para tanto foi empregada a metodologia de Análises de Redes Sociais,

com o objetivo de perceber os fluxos de informação e as construções sociais e simbólicas dos grupos estudados. A pesquisa foi ambientada na região do bairro da Leopoldina, subúrbio do Rio de Janeiro e objetivou compreender a informação e a comunicação como instrumento de mobilização nos movimentos sociais locais.

No estudo foram utilizados dois caminhos; o primeiro é a utilização estática que explora a rede estrutural, ou seja, lança mão da idéia de rede para melhor compreender a sociedade ou o grupo social por sua estrutura, seus nós e suas ramificações. O segundo é a utilização dinâmica que explicita a rede sistêmica, o que significa trabalhar as redes como uma estratégia de ação no nível pessoal ou grupal, para gerar instrumentos de mobilização de recursos.

Ou seja, tanto o conceito de redes, que contribuiu para trazer uma nova metodologia para as ciências sociais, quanto às novas possibilidades que ela traz, empiricamente, para grupos organizados em movimentos sociais.

Segundo Marteleto (2001), a análise de redes pode ser aplicada no estudo de diferentes situações e questões sociais. Esta representação das redes humanas permite perceber como uma rede de muitas unidades é capaz de gerar uma nova ordem, que não pode ser entendida apenas por suas unidades individuais. Porém, no interior do todo, a rede não deixa de ser uma ligação de fios individuais onde cada um constitui uma unidade em si, único em forma e posição.

2.4.3 Mapeamento de redes de células terroristas.

Krebs (2002) analisa a dificuldade de mapeamento de redes secretas. Analisando redes após um evento é bastante fácil encontrar as causas para os efeitos de uma atividade criminal. Contudo, para mapeamento de redes secretas, evitar a atividade criminal é muito mais difícil.

O autor examinou a rede em torno dos trágicos acontecimentos de 11 de setembro de 2001 em Nova Iorque. Através de dados públicos, o autor foi capaz de mapear uma porção da rede centrada em torno dos 19 sequestradores mortos. Este mapa trouxe algumas indicações sobre a organização terrorista, mas ainda incompleta.

Para desenhar um retrato exato de uma rede secreta, Krebs (2002) descreve que é preciso identificar os laços de tarefas e de confiança entre os conspiradores. Um pesquisador

de rede comum não terá acesso a muitas dessas fontes, porém o mesmo pôde obtê-las através audiências públicas que continham grande parte desses dados no Ministério da Justiça.

Krebs (2002) propôs que uma melhor solução para o rompimento de uma rede seria inicialmente descobrir os possíveis suspeitos e, em seguida, através de um método de amostragem bola-de-neve, tentar mapear seus “egos” na rede. Ao compartilhar informações e conhecimento, uma visão mais completa de um possível perigo pode ser desenhada. O autor sugere ainda que futuros trabalhos e pesquisas sejam feitos para aprofundar o tema.

2.5 **Relacionamento Pessoal**

2.5.1 Um estudo do Capital Social gerado a partir de Redes Sociais no Orkut e nos Weblogs.

Recuero (2006) partiu de uma reconstrução dos conceitos de capital social, dentro de uma abordagem de rede social, buscando compreender como o mesmo é encontrado em comunidades do Orkut e de weblogs. Através desta abordagem, a autora buscou reconstruir conceitos básicos, como o de laço, interação e relação social, tentando compreender como esses conceitos relacionam-se com a produção de capital social e como esta pode ser verificada nos grupos selecionados.

Após seu estudo de caso, onde foi verificado que tipo de capital encontrava-se nas redes, buscou fazer ainda uma relação entre a teoria e a prática, construindo algumas linhas que poderiam ser desenvolvidas em estudos futuros de agrupamentos sociais na Internet.

Por fim, a autora salienta que os apontamentos levantados no estudo são resultados de três casos específicos, e, portanto, são conclusões limitadas, que não poderiam ser generalizadas de forma geral, sob pena da perda da variedade e da riqueza da sociabilidade dentro do ciberespaço.

2.5.2 Análise de redes por *hiperlinks*: um novo método para o estudo da estrutura social na web.

Park (2003) identificou análise de rede por *hiperlinks* como uma metodologia emergente. Ele sugeriu que estruturas sociais (ou comunicação) na web pudessem ser analisadas com base nos acessos por *hiperlinks* entre sites. As análises de redes por *hyperlinks* possuem vantagens para descrever as estruturas emergentes entre os atores sociais na web. A

fim de examinar o que constitui a análise da rede por hiperlink, o artigo procurou revisar pesquisas anteriores e relevantes sobre o tema. Além disso, o autor descreveu ainda as técnicas de coleta de dados para aqueles interessados em análises de redes por hiperlinks.

Park (2003) enfatiza que a análise de redes por *hiperlinks* é uma extensão da análise de redes tradicionais na medida em que focaliza a estrutura de um sistema social baseado nas relações compartilhadas entre os parceiros de comunicação. A diferença entre as análises de *hiperlink* e análise de rede tradicional é o uso de dados de *hiperlinks*, que só podem ser obtidos a partir de sites. Em outras palavras, dois nós, neste caso, dois sites, estão ligados por um em uma rede, na medida em que existam *hiperlinks* entre eles.

Assim, segundo Park (2003), a análise de rede por *hiperlinks* requer dados com conteúdos em HTML (*Hyper Text Markup Language*) para determinar se existem relacionamentos entre dois sites ou quantos *hiperlinks* eles compartilham através de suas páginas na web. Este método baseia-se no quadro teórico onde se pressupõe que as relações entre um conjunto desses atores na web podem ser analisadas em termos das conexões em seus sites. O autor argumenta que a análise de *hiperlinks* não somente revela a estrutura social da Internet, mas também pode ser usada para analisar a comunicação entre os atores.

No entanto, Park (2003) esclarece que várias questões importantes permanecem ainda pendentes de uma solução a partir da pesquisa. O autor sugere que futuras pesquisas são necessárias para elaborar as perguntas não respondidas no artigo em relação à natureza dos *hiperlinks*.

Além disso, a fim de superar certas limitações destas análises, Park (2003) enfatiza que vários métodos devem ser empregados para examinar redes de sites conectados via hiperlinks: pesquisas, entrevistas, observação comparativa, análise de conteúdo do site e dos conteúdos de outras redes que contribuam para um entendimento das relações sociais entre seus componentes. Ou seja, esta estratégia metodológica tem o poder de identificar redes de *hiperlink* entre os sites, examinando como e o porquê estão interligados.

2.5.3 Avaliando estrutura da comunidade em redes sociais.

Uma série de estudos recentes têm focado as propriedades estatísticas dos sistemas em rede como redes sociais e os da Internet. Girvan e Newman (2002) concentraram-se, sobretudo em algumas propriedades que pareciam ser comuns a muitas redes: a propriedade

dos mundos pequenos, as distribuições de poder através das medidas de centralidades e as redes de transitividade. Neste artigo, os autores destacaram outra propriedade que é encontrada em muitas redes, a propriedade da estrutura da comunidade, em que os nós da rede se unem em grupos coesos, entre os quais há apenas ligações mais fracas.

Girvan e Newman (2002) apresentaram um método de detecção de tais comunidades, construído em torno da idéia de utilização de índices de centralidade para encontrar os limites da comunidade. Eles testaram o método em gráficos gerados por computador e do mundo real onde a estrutura da comunidade já era conhecida, descobrindo assim, que o método conseguia detectá-las com alta sensibilidade e confiabilidade.

Além disso, aplicaram também o mesmo método em outras duas redes cuja estrutura da comunidade não eram bem conhecidas, comprovando que há diferenças significativas na comparação dos primeiros resultados.

2.5.4 Levantamento de características referentes à análise de redes sociais nas comunidades virtuais brasileiras de jogos on-line.

Mustaro e Rodrigues (2008) apresentaram um estudo sobre a construção de comunidades de jogos virtuais *on-line*, estudando a aplicação de conceitos pertinentes à análise de redes sociais e permitindo a identificação de padrões relacionais e perfis dos atores destas redes. Esta forma de mapeamento permitiu uma maior compreensão do comportamento das redes para direcionar campanhas de marketing, o desenvolvimento de ferramentas de comunicação e até novos MMORPGs (*Massive Multiplayer Online Role Playing Games*).

Também foi possível utilizar a análise de redes sociais para estudar o comportamento das pessoas, pois o jogador incorporava à personalidade do seu “avatar” (termo que provém do conceito do Hinduísmo, que significa "descida de uma divindade do paraíso à Terra" e a conseqüente aparência terrena desse ser celestial) características próprias, representando-as no mundo *on-line*.

Por fim, Mustaro e Rodrigues (2008) propõe para trabalhos futuros, um estudo da evolução de uma determinada comunidade de jogadores a partir de questionários mais específicos e do acompanhamento desta ao longo de um determinado período temporal. Isso possibilitaria a obtenção das características da comunidade de forma dinâmica devido às constantes mudanças. Outro estudo pertinente relaciona-se ao desenvolvimento de algoritmos

para construir um sistema de simulação de cenários que combine variáveis para instituir uma maior conexão dos atores. Segundo os autores, o algoritmo poderia ser utilizado para incrementar estratégias de marketing direcionadas às comunidades de jogadores.

2.5.5 Combinando avaliação qualitativa e análise de redes sociais para o estudo das interações sociais em salas de aula.

Para Martínez et al. (2003) a avaliação das experiências curriculares inovadoras é uma tarefa complexa que necessita de várias perspectivas a fim de ser plenamente entendida. A introdução de suporte de informática em sala de aula coloca novos problemas, mas também novas oportunidades para avaliação.

Os autores do artigo apresentaram um projeto e a aplicação de um método de avaliação mista, com base em dados quantitativos e qualitativos coletados a partir de registros computacionais e por meios tradicionais. Neste projeto, diferentes métodos se complementaram a outros, a fim de obter uma melhor compreensão dos processos. Os arquivos de registros computacionais forneceram informações sobre o uso real do ambiente computacional, difícil de entender por outros meios.

O tratamento com ferramentas de análise de redes sociais mostrou-se muito útil para uma visualização intuitiva das relações, e para a realização de estudos analíticos. Por outro lado, os dados qualitativos e analíticos forneceram informações que foram necessárias para complementar os resultados obtidos com as análises de redes sociais. Embora os autores tivessem focado no estudo dos aspectos participativos de aprendizagem, um método misto pôde ser definido também como um caminho para avaliação dos aspectos de “aquisição da aprendizagem” e não somente um aspecto abrangido pela análise de redes sociais.

Martínez et al. (2003) discutiram também a aplicação do método de investigação a um caso real, incidindo sobre e como o projeto de ensino com apoio tecnológico pode ser capaz de promover novos conceitos e atitudes em relação à colaboração, mostrando como as diferentes fontes de dados podem ser usados para estudar o problema a partir de diferentes pontos de vista.

Por fim, Martínez et al. (2003) enfatizaram que a experiência os levou a um aperfeiçoamento do método de avaliação. Concluíram ainda que a análise de redes sociais

deva ser realizada diversas vezes ao longo de processos de aprendizagem a fim de estudar a sua evolução.

2.6 Considerações e comparações dos trabalhos.

Apesar de muitos dos trabalhos recentes estarem envolvidos com processos de relacionamento dentro do setor das Ciências Sociais, é possível observar (tabela 5) que o assunto é bastante adequado à outras áreas do conhecimento, tornando-o mais diversificável à medida que novos trabalhos e aplicações são desenvolvidos.

Autor(es)	Ano	Títulos	Área de Atuação	Setor
TOMAÉL E MARTELETO	2006	Redes Sociais: posições dos atores no fluxo da informação.	Administração	Empresarial
JOSHI <i>et al.</i>	2008	Relações sociais e sua relevância para avaliar a perda de clientes em redes de telefonia móvel.	Administração	
MATHEUS	2005	Método de análise de redes sociais de informação associadas a processos organizacionais.	TI	Organizacional
CROSS <i>et al.</i>	2004	Tornando um trabalho “invisível” em visível: utilizando a análise de redes sociais para apoiar a colaboração estratégica.	Ciências Sociais	
CARVALHO	2002	Redes Sociais: convergências e paradoxos na ação estratégica.	Administração	
PINTO e JUNQUEIRA	2008	A análise de redes sociais como ferramenta de diagnóstico das relações de poder.	Acadêmico	Pesquisa
BLONDEL <i>et al.</i>	2008	Um algoritmo veloz para uso em agrupamentos de grandes redes.	TI	
MARTELETO <i>et al.</i>	2008	Redes e capital social: o enfoque da informação para o desenvolvimento local.	Ciências Sociais	Políticas Públicas
MARTELETO	2001	Análises de redes sociais – aplicação nos estudos de transferência da informação.	Ciências Sociais	
KREBS	2002	Mapeamento de redes de células terroristas.	Segurança	
RECUERO	2006	Um estudo do Capital Social gerado a partir de Redes Sociais no Orkut e nos <i>Weblogs</i> .	Ciências Sociais	Relacionamento Pessoal
PARK	2003	Análise de redes por <i>hyperlinks</i> : um novo método para o estudo da estrutura social na web.	Ciências Sociais	
GIRVAN e NEWMAN	2002	Avaliando estrutura da comunidade em redes sociais	Ciências Sociais	
MUSTARO e RODRIGUES	2008	Levantamento de características referentes à análise de redes sociais nas comunidades virtuais brasileiras de jogos on-line.	Ciências Sociais	
MARTÍNEZ <i>et al.</i>	2003	Combinando avaliação qualitativa e análise de redes sociais para o estudo das interações sociais em salas de aula.	Ciências Sociais	

Tabela 5 – Comparativo de trabalhos por áreas de atuação e setor.

É senso comum também, observar que poucos autores se lancem a concluir definitivamente seus trabalhos. Este fato é explicado devido à análise de redes sociais (ARS) ser uma área do conhecimento recente e com o agravamento de ser dinâmica.

Por isso há muitas descobertas e aplicações que podem ser combinadas com outras ciências e tecnologias que, apesar de também sofrerem transformações constantes, já estão mais bem consolidadas em seus meios de pesquisa.

Outro fato interessante observado nas considerações finais de alguns autores com foco em processos organizacionais é com relação ao comportamento das empresas perante as análises de redes sociais. Joshi et al. (2008), por exemplo, concluíram que as organizações estão interessadas em não perder clientes. No entanto elas ainda trabalham com dados amostrais na hora de prevenir a perda dos mesmos, esquecendo que cada elemento da rede é dependente e não pode ser trabalhado de forma isolada sem afetar o resultado final do investimento e, conseqüentemente, obtendo uma solução parcial para o problema.

Portanto, é fato que as análises de redes sociais funcionam como uma ferramenta poderosa quando combinadas com outras áreas do conhecimento. Assim como enfatiza Marteleto (2008), a análise de rede é uma alternativa metodológica que permite uma interlocução entre as ciências sociais e a ciência da informação. Sozinha ela não pode responder a todas as questões existentes sobre o relacionamento entre atores sem ponderar os fenômenos existentes em cada um dos elementos (ou conjunto de elementos) de uma rede como: tempo, escala, geografia, físico e químico, comportamental, etc.

3 CONCEITOS, TÉCNICAS, INTROSPECÇÕES E SUAS APLICAÇÕES.

Levando em consideração que a ARS se constitui num campo de conhecimento relacionado às Ciências Aplicadas, que enquanto tal possui relação estreita com a Matemática, este capítulo se propõe a apresentar ao leitor como os conceitos abordados neste trabalho podem ser expressos matematicamente. Para isso será utilizada uma matriz hipotética, conforme ilustrado na figura 6, da qual serão deduzidas as fórmulas matemáticas dos conceitos já apresentados, mas, sobretudo serão deduzidas introspecções que podem ser consideradas como inovadoras em ARS.

Um grafo não direcionado (*undirected graph*) $G(N,L)$ consiste de dois conjuntos de informações: um conjunto de nós (node), $N \{n_1, n_2, \dots, n_g\}$, e um (ou mais) conjunto (s) de linhas, $L \{l_1, l_2, \dots, l_L\}$, entre pares de nós" (Wasserman e Faust, 1999). O número total de nós existente em um grafo é representado por g e o número total de linhas por L . A linha (não direcionada) responsável por ligar os nós n_i e n_j é representada por $l_k(n_i, n_j)$, sendo que $l_k = l_q = (n_i, n_j) = (n_j, n_i)$. (MATHEUS e SILVA, 2005).

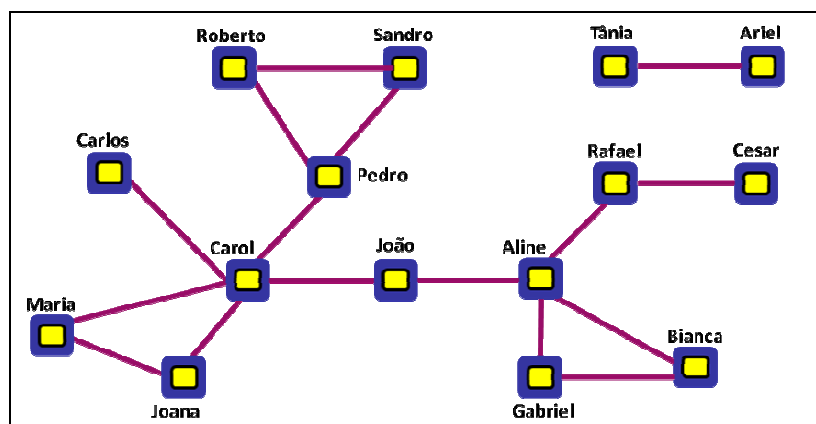


Figura 6 - Rede social hipotética.

No caso do grafo representado na figura 6, por exemplo, o conjunto de nós é dado por $N = \{\text{Carlos, Carol, Maria, Joana, Gabriel, Bianca, Aline, João, Rafael, Cesar, Pedro, Ariel, Tânia, Sandro, Roberto}\}$, sendo que as linhas das quais o nó Rafael participa são $l_1 = (\text{Cesar, Rafael}) = (\text{Rafael, Cesar})$ e $l_2 = (\text{Aline, Rafael}) = (\text{Rafael, Aline})$.

Conforme descrito no Capítulo 2, é possível calcular a importância que um ator exerce dentro da rede por meio de três medidas (Freeman, 1979): Centralidade, Proximidade e Intermedialidade. O Grau de Centralidade sintetiza o potencial de comunicação de um ator dentro da rede e pode ser expresso por :

$$C = \sum d_a \quad (1)$$

onde **a** é o grau do nó (ou quantidade de entradas/saídas), enquanto para se obter o valor normalizado do grau de centralidade da rede é necessário dividir a quantidade de entradas e saídas presentes em cada nó pelo número de nós (restantes) de toda a rede, representado por *n*.

$$C_N = \sum d_a / (n - 1) \quad (2)$$

Exemplo: na figura 7, o Grau de Centralidade de Carol é 4, pois a mesma possui 4 ligações diretas (Gabriel, Joana, Bianca e Carlos) enquanto o Grau Normalizado de Centralidade é 0,67 (4/6).

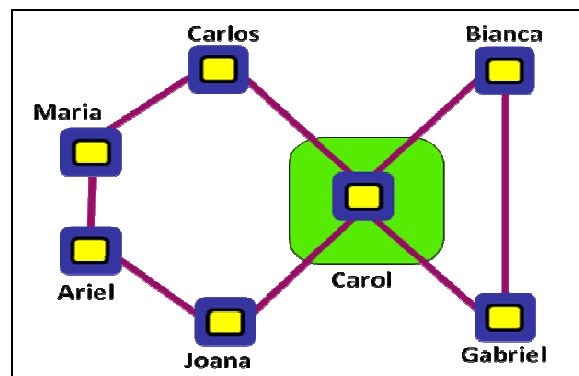


Figura 7 - Rede social hipotética simétrica.

O Grau de Proximidade sintetiza o potencial para comunicação independente de cada nó, calculando a soma inversa das distâncias para outros nós e pode ser expresso por:

$$P = 1 / \sum_b d_{ab} \quad (3)$$

onde **a** é o grau do nó (ou quantidade de entradas/saídas) e **b** representa os outros nós da rede. Para o cálculo normalizado utiliza-se a equação:

$$P_N = (n - 1) / \sum_b d_{ab} \quad (4)$$

Exemplo: para calcular o Grau de Proximidade de Carol (figura 7), é preciso calcular todas as distâncias dela a todos os nós da rede: $1/[1+1+1+1+2+2] = 1/8 = 0,125$. Para o cálculo do Grau de Proximidade normalizado tem-se $6/8 = 0,75$.

O Grau de Intermedialidade sintetiza o potencial para controlar a comunicação e pode ser expresso por:

$$B = \sum_{b < c} [g_{bc(a)} / g_{bc}] \quad (5)$$

onde g_{bc} é o número de distâncias geodésicas entre b e c , e $g_{bc(a)}$ é o número de distâncias geodésicas de b e c que contém a . Ou sejam é a soma de todos os pares (b,c) da proporção de distâncias geodésicas conectando os pares que contém o nó a .

$$B_N = 2 \sum_{b < c} [g_{bc(a)} / g_{bc}] / (n-1)(n-2) \quad (6)$$

Exemplo: utilizando o cálculo acima proposto, o Grau de Intermedialidade de Carol é 14, enquanto o Grau de Intermedialidade normalizado é $14/[49-21+2] = 7/15 = 0,46$.

3.1 Índice Geral de Centralidade e Capilaridade em ARS: *insights* analíticos.

3.1.1 Índice Geral de Centralidade (IGC)

Considerando que há tendência de um mesmo ator conjugar simultaneamente um grau de influência maior nas três medidas (Centralidade, Proximidade e Intermedialidade) elaborou-se um primeiro índice, chamado Índice Geral de Centralidade alfa (IGC-alfa) para identificar este ator e seu grau de influência dentro da rede.

O Índice Geral de Centralidade alfa (IGC-alfa) foi calculado a partir da soma aritmética das medidas normalizadas dos Graus de Centralidade, Proximidade e Intermedialidade da rede estudada.

$$IGC\text{-alfa} = [(C_N + P_N + B_N) / 3] \quad (7)$$

Exemplo: utilizando o cálculo acima proposto, o IGC-alfa de Carol é $[(0,67 + 0,75 + 0,46) / 3] = 0,62$.

Mesmo sabendo que o IGC-alfa não indica o ator que possui o maior grau de influência nas três medidas, ele continua sendo importante porque espessa a média aritmética das principais medidas de centralidade indicando, por conseguinte, um ator com potencial de exercer grande influência dentro da rede como um todo.

Para atender os objetivos específicos desta pesquisa foi necessário elaborar um segundo índice, chamado Índice Geral de Centralidade beta (IGC-beta) que quantificasse a centralidade dos atores na rede sob a perspectiva geoespacial, ou seja, o que confere centralidade aos atores são as relações entre eles baseadas nas distâncias espaciais e geodésicas.

O segundo índice foi obtido da seguinte maneira: a) identificar a posição geoespacial de cada ator da rede; b) aplicar o Teorema da Triangulação de Delaunay para obter as novas relações baseadas no espaço geográfico; c) definir qual o corte da distância geoespacial (geodésica) entre os atores; d) aplicar os mesmos procedimentos realizados no primeiro índice.

Utilizando como exemplo a rede hipotética ilustrada na figura 6, é possível descrever o procedimento aplicando os seguintes passos:

a) Passo 1 – Identificar a posição geográfica dos atores

Utilizando programas gratuitos como o Google Maps foi possível obter as coordenadas geográficas do endereço físico dos atores e espacializá-las num mapa.

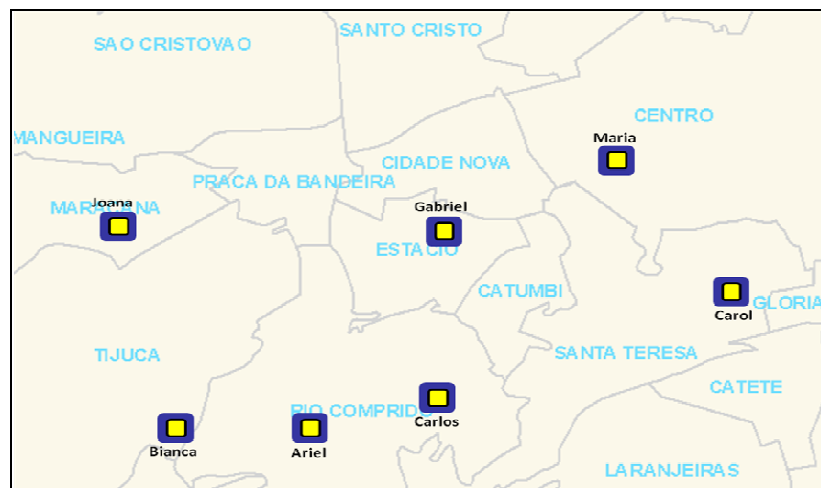


Figura 8 – Espacialização dos atores de uma rede.

b) Passo 2 – Aplicar o Teorema da Triangulação de Delaunay

TEOREMA: Seja \mathbf{P} um conjunto de pontos:

- 3 pontos p_i, p_j, p_k de \mathbf{P} são vértices de uma mesma face da triangulação de Delaunay se, e somente se, o círculo p_i, p_j, p_k não contém nenhum ponto no seu interior.

- 2 pontos p_i , p_j formam uma aresta da Triangulação de Delaunay se, e somente se, existe um disco fechado C que contém p_i e p_j e mais nenhum ponto.

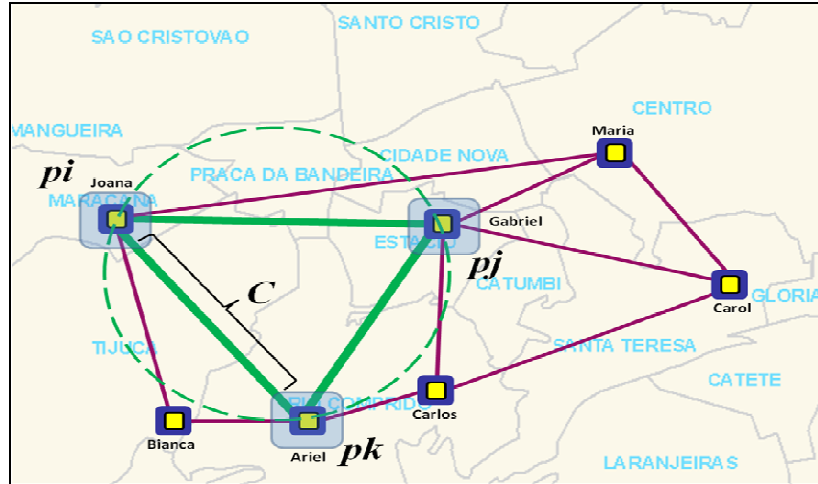


Figura 9 – Relação espacial dos atores da rede.

c) Passo 3 – Definir o corte da distância euclidiana entre os atores

Nesta etapa deve-se definir o corte necessário da distância entre os atores, pois muitas relações são excluídas da análise (principalmente daqueles atores mais periféricos) devido a caminhos mais extensos que se deve percorrer entre eles, causando distorções no resultado final do estudo.

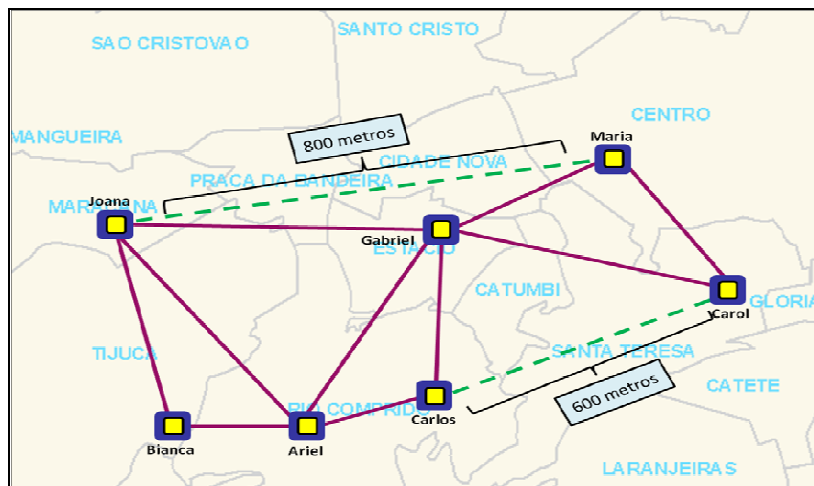


Figura 10 – Distância geoespacial dos atores da rede.

d) Passo 4 – Aplicar os cálculos das medidas de centralidades

Uma vez que se tem o resultado ajustado das relações geoespaciais da mesma rede, é possível tratá-lo de forma semelhante ao Índice Geral de Centralidade anterior (IGC-alfa). Desta forma, é possível representar por matrizes simplex, quadradas (neste caso, também simétricas e binárias) os diferentes tipos de relacionamentos encontrados na mesma rede priorizando perspectivas analíticas distintas: social e geoespacial (tabelas 6 e 7). Exemplos:

ATORES	Ariel	Bianca	Carlos	Carol	Gabriel	Joana	Maria
Ariel		0	0	0	0	1	1
Bianca	0		0	1	1	0	0
Carlos	0	0		1	0	0	1
Carol	0	1	1		1	1	0
Gabriel	0	1	0	1		0	0
Joana	1	0	0	1	0		0
Maria	1	0	1	0	0	0	

Tabela 6 – Matriz de relacionamentos alfa.

É possível, agora, comparar a duas matrizes baseadas nos índices IGC-alfa e IGC-beta gerados e observar as diferenças existentes a elas no que se refere a influência que cada um dos atores exerce em cada uma das perspectivas analisadas.

ATORES	Ariel	Bianca	Carlos	Carol	Gabriel	Joana	Maria
Ariel		1	1	0	1	1	0
Bianca	1		0	0	0	1	0
Carlos	1	0		0	1	0	0
Carol	0	0	0		1	0	1
Gabriel	1	0	1	1		1	1
Joana	1	1	0		1		0
Maria	0	0	0	1	1	0	

Tabela 7 – Matriz de relacionamentos beta.

No exemplo hipotético das redes acima, tem-se agora duas matrizes binárias: alfa e beta (7 x 7) que, quando combinadas, geram uma única matriz multiplex (tabela 8) com 4 tipos de informação:

ATORES	Ariel	Bianca	Carlos	Carol	Gabriel	Joana	Maria
Ariel		1	1	0	1	2	3
Bianca	1		0	3	3	1	0
Carlos	1	0		3	1	0	3
Carol	0	3	3		2	3	1
Gabriel	1	3	1	2		1	1
Joana	2	1	0	3	1		0
Maria	3	0	3	1	1	0	

Tabela 8 – Matriz multiplex gerada pela combinação das redes alfa e beta.

- a) 0 (zero) – para aqueles atores da matriz alfa que não possuem nenhuma relação de equivalência com atores da matriz beta. Neste caso não há relacionamento, logo, não existe nem perspectiva social e taopouco perspectiva geoespacial.
- b) 1 (um) – somente para os atores da matriz beta que possuem relações com atores da matriz alfa, não ocorrendo o inverso. Ou seja, a relação dos atores aqui acontece somente na perspectiva geoespacial, não havendo reciprocidade do relacinamento na perspectiva social.
- c) 2 (dois) – exclusivamente para atores da matriz alfa que possuem relações equivalentes a outros atores da matriz beta, ou seja, a quantidade de relacionamentos de um ator e os atores com quem ele se relaciona é a mesma nas duas matrizes. Aqui a relação entre os atores ocorre tanto na perspectiva geoespacial quanto na perspectiva social.
- d) 3 (três) – somente para os atores da matriz alfa que possuem relações com atores da matriz beta, não ocorrendo o inverso. Ou seja, a relação dos atores aqui acontece somente na perspectiva social, não havendo reciprocidade do relacinamento na perspectiva geoespacial.

Combinando estas múltiplas relações é possível produzir uma tipologia qualitativa dos tipos de relações existentes entre os atores da rede a partir destas duas perspectivas analíticas (social e geoespacial) gerando um terceiro resultado deste processo; uma matriz de equivalência (multiplex).

ATORES	Ariel	Bianca	Carlos	Carol	Gabriel	Joana	Maria
Ariel		0	0	0	0	1	0
Bianca	0		0	0	0	0	0
Carlos	0	0		0	0	0	0
Carol	0	0	0		1	1	0
Gabriel	0	0	0	1		0	0
Joana	1	0	0	1	0		0
Maria	0	0	0	0	0	0	

Tabela 9 – Matriz de equivalência tipo 2.

A partir desta matriz multiplex (tabela 8) é interessante considerar somente as relações do tipo 2, onde observa-se uma equivalência estrutural entre os atores da mesma rede, em ambas perspectivas analisadas (tabela 9). Neste ponto foi possível elaborar o terceiro índice, chamado de Índice Geral de Centralidade gama (IGC-gama).

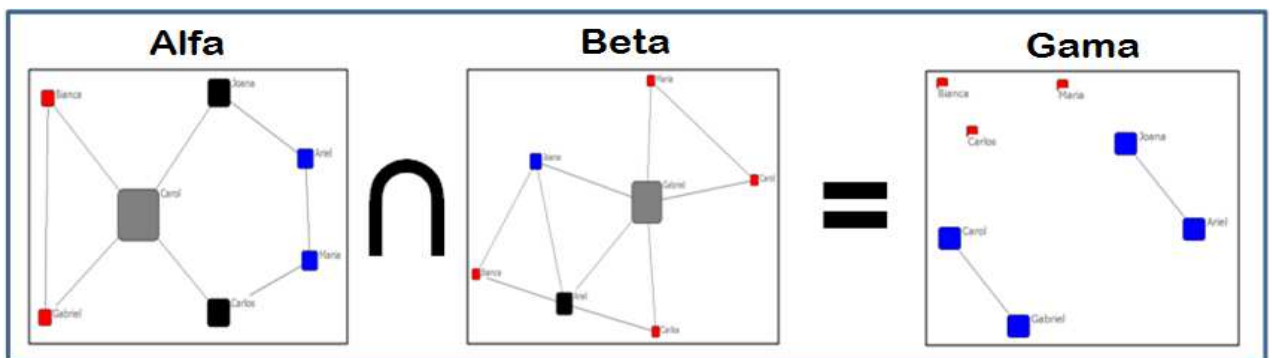


Figura 11 – Grafos alfa, beta e gama.

Por fim, os IGC-alfa, IGC-beta e IGC-gama, permitem realizar análises comparativas de uma mesma rede social sob diferentes perspectivas analíticas. Na figura 11, observa-se a mesma rede sob estas diferentes perspectivas de análises abordadas, sendo alfa a representação (em grafo) das relações sociais, beta representando as relações geoespaciais e gama representando as relações socioespaciais.

3.1.2 O conceito de capilaridade de informação na rede

Na Física, capilaridade é a propriedade dos fluidos de subir ou descer em tubos muito finos. Esta capacidade de subir ou descer resulta da propriedade que o líquido possui de molhar ou não a superfície do tubo. Quando um líquido entra em contato com uma superfície

sólida ele estará sujeito a dois tipos de forças que atuam em sentidos contrários: a força de adesão, e a força de coesão.

Também na física um líquido é definido como um estado condensado em que as moléculas se atraem. Gennes (2002) adverte que quando a atração é mais forte que a agitação térmica, as moléculas passam de uma fase gasosa para uma fase que é densa, apesar de ainda desordenada. Para este autor, uma molécula no meio de uma posição privilegiada de interações do líquido com todos os seus vizinhos se encontra em um estado "feliz". Por outro lado, uma molécula espalhada por uma superfície perde metade de suas interações coesas e se torna "infeliz". Essa é a razão fundamental pela qual os líquidos ajustam sua forma de modo a expor a menor área de superfície possível. (GENNES *et al.*, 2002)

A força de adesão é a atração entre moléculas diferentes, ou seja, a afinidade que as moléculas do líquido têm com as moléculas do tubo sólido, atuando no sentido do líquido molhar o sólido. A força de coesão é a atração intermolecular (entre moléculas semelhantes), ou seja, a afinidade entre as moléculas que possuam os mesmos elementos químicos. Esta força atua no sentido de manter o líquido em sua forma original. As forças de coesão diminuem rapidamente à medida que aumenta a distância entre os corpos. Isto demonstra que esforços de tração crescentes aplicados a um corpo alongam-no até rompê-lo.

Analogamente, propõe-se analisar as redes sociais como um elemento químico em formato líquido, cujas moléculas possuem propriedades e funcionalidades semelhantes. Neste caso, as “moléculas” seriam comparadas aos atores da rede onde cada um deles estaria sujeito às forças físicas de coesão e de adesão. Continuando o exercício, propõe-se comparar as perspectivas analíticas abordadas em ARS neste trabalho com os elementos químicos que, apesar de se apresentarem num mesmo estado (líquido, por exemplo), possuem características próprias que os diferenciam uns dos outros. Veja o caso da água e do óleo que uma vez aplicados em cima de uma superfície sólida tendem a ter suas moléculas propagadas de maneira distinta.

Em verdade, o que está se propondo é que os atores (moléculas) quando analisados sob diferentes perspectivas de análise, social, geoespacial e socioespacial (elementos químicos), apesar de possuírem características semelhantes, apresentem padrões de comportamento diferentes em resposta às forças de adesão e coesão sob as quais estão sujeitos, como no exemplo do líquido dado por Gennes (2002).

Desta forma o resultado dos índices gerados por perspectivas diferentes em torno da rede social analisada nesta pesquisa serão analogamente apropriados pelos conceitos de capilaridade da Física, demonstrando como o *ranking* das forças de coesão de cada ator a cada passo efetuado sobre seu respectivo raio de cobertura (forças de adesão) geram valores que são proporcionalmente inversos, definidos como índice de capilaridade (ICAP).

Portanto, para cada uma das perspectivas analisadas, as forças de coesão serão determinadas pelo ICG das relações entre os atores, pois cada ator é categoricamente semelhante ao outro. A força de adesão está relacionada com a intercessão do raio de cobertura (“poder de influência”) de cada ator. Pode se afirmar que independente se os atores estão ou não conectados, eles estão geograficamente (de alguma forma) mais próximos uns dos outros.

3.1.3 Cálculo de capilaridade de informação na rede

Para encontrar as forças de coesão (FC) dentro dos conglomerados formados pelos conjuntos de atores, deve-se aplicar os seguintes cálculos:

- a) Sendo $w = 1, 2, 3, \dots, n$ e $k = 1, 2, 3, \dots, n$, pode-se atribuir estas variáveis ao Ranking do Índice de Centralidade Geral (RICG).

$$\text{RICG} = w = k, \{ \forall w > 0, k > 0 \exists w, k \mid w, k \in \mathbb{N} \} \quad (8)$$

Considerando \mathbf{x}, \mathbf{y} como coordenadas cartesianas (latitude e longitude) e cada ator da rede é preciso testar as distâncias de todos os outros atores em relação a ele. Logo, para cada operação é necessário trabalhar com a coordenada de dois elementos da rede:

$$\mathbf{a} = (x_w, y_w) \text{ e } \mathbf{b} = (x_k, y_k), \{ \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{y} \neq \mathbf{0} \exists \mathbf{x}, \mathbf{y} \mid \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R} \} \quad (9)$$

A distância entre os atores é representada por:

$$D_{wk} = |(\mathbf{a}^2 - \mathbf{b}^2)^{1/2}| = |[(x_k - x_w)^2 - (y_k - y_w)^2]^{1/2}|, \{ \forall D_{wk} \exists \mathbf{a}, \mathbf{b} \mid \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R} \} \quad (10)$$

b) Considerando também o conjunto ordenado (RICG) de todos os elementos da rede analisada, é possível definir um novo conjunto $A = \{1, 2, 3, 4, \dots, n-1, n\}$, onde:

$$a_1 = 1$$

$$a_2 = a_1 + 1.r \quad (\text{razão: } r = 1)$$

$$a_3 = a_1 + 2.r$$

...

$$a_n = a_1 + (n - 1).r$$

Portanto, por associação, temos $w = a_1, a_2, a_3, \dots, a_{n-1}, a_n$, onde para o **n-ésimo** termo de w , tem-se que $D_{wk} = D_{a_{nk}}$.

Implementa-se então a seguinte função:

$$\begin{cases} \text{Se } D_{wk} \leq \mathbf{raio}, \{ \mathbf{raio} \in \mathbf{R} \} \\ \text{então } \mathbf{w} = \mathbf{a}_n, \text{ caso contrário, } \mathbf{a}_n = \emptyset \text{ (vazio)} \end{cases} \quad (11)$$

Para cada elemento de $k = [1..n]$, com $k \leq n$, há subconjuntos $A_k \subset A$.

$$A_k = \{a_n\} \quad (12)$$

Todavia, seguindo ordenadamente cada novo passo k , os elementos dos próximos subconjuntos **não** devem ser contabilizados como elementos (quando houver) dos conjuntos subsequentes. Assim:

$$A_{k+1} = \{A_{k+1} \nsubseteq \{A_k\}\}$$

$$A_{k+2} = \{A_{k+2} \nsubseteq \{A_{k+1}\}\}$$

...

$$A_n = \{A_n \nsubseteq \{A_{n-1}\}\} \quad (13)$$

Logo, para todos os subconjuntos de A_k com $k = [1..n]$, tem-se:

$$A = \{A_n \subseteq \{ \dots \{A_{k+1} \subseteq \{A_k\} \dots \} \} \} \quad (14)$$

c) No entanto, o objetivo é descobrir a força de coesão (FC) existente entre os atores (ou grupo de atores) da rede em questão. Esta força é medida através dos valores dos Índices de Centralidade Geral (ICG) de cada ator. Logo, é necessário medir a força de coesão em cada passo k obtido. Uma vez que o conjunto $A = \{1, 2, 3, \dots, n-1, n\}$ e $w = [1..n] = [a_1..a_n]$, pode-se definir a função $f: A \rightarrow B$ onde $f(w) = f(a_n) = ICG_w$.

É gerado então o conjunto $B = \{f(a_1), f(a_2), f(a_3), \dots, f(a_{n-1}), f(a_n)\}$ onde para cada passo k obtido, temos o subconjunto $B_k = \{f(a_n)\}$ com $\{B_k, B_{k+1}, \dots, B_{n-1}, B_n\} \subseteq B$.

Logo, para todos os subconjuntos de B com $k = [1..n]$, verifica-se também que:

$$B = \{B_n \subseteq \{ \dots \{B_{k+1} \subseteq \{B_k\} \dots \} \} \} \quad (15)$$

d) Para cada $k = [1..n]$, observa-se:

$$FC_k = \sum B_k \quad (16)$$

Para achar a força de coesão total acumulada ($FC_{total} = FCA$) de todos os atores da rede analisada, basta obter a soma de todos os termos de k , para cada subconjunto B_k .

$$FC_{total} = \sum B_n \quad (17)$$

e) Para se obter o valor (em percentual) da força de coesão proporcional (FCP_k) de cada ator (ou aglomerados de atores) a cada passo k , divide-se cada termo pelo total acumulado.

$$FCP_k = FC_k / FC_{total} \quad (18)$$

Dando continuidade ao processo, é necessário encontrar agora as forças de adesão (FA) dentro dos mesmos conglomerados formados pelos conjuntos de atores, aplicando-se os seguintes cálculos:

f) Sendo $\text{area} = \pi \cdot \text{raio}^2$ com $\pi, \text{raio} \in \mathbb{R}$, tem-se que $\{ \forall \mathbf{k} > \mathbf{0} \exists \text{area} \mid \text{area} \in \mathbb{R} \}$. Pode-se afirmar também que para cada ator analisado, existe uma área em quilômetros quadrados (km^2), que é acumulada a cada passo \mathbf{k} , quando $\mathbf{k} = [1..n]$.

Contudo, esta área nada mais é do a própria força de adesão (FA) definida pela cobertura (ou “mancha de influência”) que se deseja encontrar, portanto:

$$\begin{aligned} \text{FA}_k &= \pi \cdot r^2 \\ \text{FA}_{k+1} &= (\text{FA}_k - (\text{FA}_k \cap \text{FA}_{k+1})) \cup \text{FA}_{k+1} \\ &\dots \\ \text{FA}_{n-1} &= (\text{FA}_{n-1} - (\text{FA}_{n-1} \cap \text{FA}_{n-2})) \cup \text{FA}_{n-1} \\ \text{FA}_n &= (\text{FA}_n - (\text{FA}_n \cap \text{FA}_{n-1})) \cup \text{FA}_n \end{aligned} \quad (19)$$

Para achar a força de adesão total acumulada ($\text{FA}_{\text{total}} = \text{FAA}$) com todos os atores da rede analisada, obtem-se a soma de todos os termos de \mathbf{k} , sendo $\mathbf{k} \leq \mathbf{n}$ em cada passo executado.

$$\text{FA}_{\text{total}} = (\text{FA}_k + \text{FA}_{k+1} + \dots + \text{FA}_{n-1} + \text{FA}_n) \quad (20)$$

g) Para se obter o valor (em percentual) da força de adesão proporcional (FAP_k) a cada ator (ou aglomerados de atores) em cada passo \mathbf{k} , basta dividir o termo pelo total acumulado.

$$\text{FAP}_k = \text{FA}_k / \text{FA}_{\text{total}} \quad (21)$$

h) Por fim, é possível gerar o índice de capilaridade da rede (ICAP) dividindo a força de coesão proporcional (FCP_k) pela força de adesão proporcional (FAP_k).

$$\text{ICAP} = \text{FCP}_k / \text{FAP}_k \quad (22)$$

4 ESTUDO DE CASO

O estudo de caso foi dividido em quatro etapas. A primeira apresenta a construção da rede e a análise utilizando duas perspectivas: social e geoespacial, assim como a comparação das análises individuais dos atores em cada uma. A segunda apresenta um estudo mais robusto, através do desenvolvimento de uma nova perspectiva socioespacial. Na terceira etapa é apresentada uma analogia entre os conceitos de capilaridade da Física, se apropriando de algumas de suas características para chegar ao Índice de Capilaridade (ICAP) em função das forças aplicadas nas três perspectivas da rede (alfa, beta e gama). A quarta e última etapa alenca algumas questões que ficaram em aberto, assim como uma avaliação complementar dos resultados e considerações finais.

4.1 A análise de rede sobre duas perspectivas

4.1.1 A perspectiva social (alfa)

O estudo se desenvolveu a partir da necessidade de configurar uma análise de rede para testar o comportamento e a recepção dos clientes sobre a implantação de um novo serviço de aulas interativas, através de um canal de TV a cabo por assinatura, transmitido em alta definição. Para construção da rede social, utilizou-se inicialmente a conta de telefone, com o faturamento detalhado de 3 pessoas. Estas pessoas foram escolhidas de acordo com os critérios estabelecidos por pesquisas de mercado promovidas pela própria empresa de educação à distância. Características como influência em canais de mídias sociais e fidelidade a produtos e marcas foram essenciais para escolha dos primeiros clientes potenciais para realização do piloto. Além disso, foram considerados também o critério e proximidade das pessoas dentro de uma mesma vizinhança (já definida em pesquisas de mercado anteriores), como potencialmente lucrativa para implantação do serviço.

Através destas três contas telefônicas foram identificadas todas as chamadas realizadas para outras pessoas dentro de suas redes de contatos. A partir das informações de cada uma, foram selecionados mais três números de telefones que aparecessem com maior frequência nas contas. Seguindo o mesmo critério, pediu-se novamente para cada uma destas nove pessoas fornecessem sua conta detalhada para dar continuidade no processo, e assim sucessivamente.

Nem todas as pessoas abordadas quiseram participar do experimento, sendo descartadas (a cada novo processo), caso aparecessem novamente em contas de amigos comuns. A pesquisa levou dois meses para agrupar um número considerável de pessoas (113) que aceitassem participar do experimento, informando sempre que seus dados seriam mantidos em sigilo absoluto, inclusive após o término e divulgação dos resultados.

Em todas as contas foram consideradas apenas as chamadas telefônicas realizadas na segunda quinzena do mês de janeiro de 2011. Apesar da empresa possuir diferentes clientes em sua carteira, a mesma não é fornecedora de serviços de telecomunicação, mas precisa – necessariamente – destas empresas de telecomunicações que fornecem a tecnologia necessária para instalação e manutenção do serviço de TV a cabo. Portanto, o universo da amostra foi selecionado através dos seguintes critérios:

- a) somente clientes com Cadastro de Pessoa Física (CPF) e com residência fixa (casa ou apartamento);
- b) pessoas com (no mínimo) um telefone fixo instalado ou com algum telefone móvel (não obrigatório) - ambos em funcionamento no período analisado;
- c) residência localizada na região geográfica da Grande Tijuca, no Município do Rio de Janeiro (bairros como Andaraí, Grajaú, Tijuca, Maracanã, Vila Isabel, Rio Comprido, Usina, etc.);
- d) chamadas para longa distância e internacionais foram desconsideradas;
- e) o período analisado foi de 15 a 30 de janeiro de 2011;
- f) possuírem o requisito mínimo de 20 chamadas (discadas ou recebidas) no período.

Foram utilizados somente os canais de telefonia fixa e móvel (celular). Ou seja, somente as ligações discadas e recebidas de cada cliente de fixo-fixo, fixo-para-móvel, móvel para fixo e móvel para móvel, foram consideradas no período. Utilizando as chamadas telefônicas discadas e recebidas foram encontrados 113 pessoas com relacionamentos em comum. Foi preciso também consolidar e separar as informações por pessoas que residissem no mesmo local e cujos sobrenomes fossem idênticos, caracterizando assim, um elo familiar comum. As chamadas dos clientes que tinham mais de um terminal fixo na residência, assim como todas as chamadas entre os atores da mesma família (realizadas *de* e *para* fixo ou móvel) foram agrupadas e caracterizadas como pertencentes um único cliente (ou ator).

Os clientes foram agrupados em 34 famílias com residências distintas, das quais quatro foram descartadas por não atenderem o requisito mínimo de 20 chamadas consolidadas na quinzena. A quantidade de chamadas (para diferenciação da força entre laços fortes ou fracos do relacionamento entre os atores – Teoria de Granovetter) não foi utilizada como parâmetro para este estudo. Logo, foram considerados apenas as conexões diretas (relacionamentos) entre os clientes (atores), não importando a sua direção (“ligadores” ou “recebedores”).

Após obter a base inicial para análise de rede, foi gerada uma matriz de relacionamentos (ver anexo 1). A diagonal principal da matriz possui valor 0, pois não foram considerados os relacionamentos entre os clientes da mesma família que morem na mesma residência. Observa-se também, que por não ser uma matriz de valores ela possui somente valores 0 ou 1, o que significa que as análises foram desenvolvidas em cima de uma matriz binária. Além disso, os valores são replicados nas duas relações, mostrando que a matriz também é unidirecional, ou seja, ligações recebidas ou discadas foram consideradas da mesma forma entre os clientes.

O software UCINET foi utilizado para criação dos resultados referentes aos três índices principais de centralidade baseados na ARS entre os atores da rede: o grau de centralidade (degree centrality), o grau de proximidade (closeness centrality) e grau de intermedialidade (betweenness centrality). Para preservar os sobrenomes dos clientes e manter a segurança e o sigilo das informações, foram utilizados nomes fictícios retirados de diretores de filmes famosos que são familiares à cultura popular cinematográfica.

A primeira ARS do trabalho foi chamada de matriz alfa, onde foi utilizado inicialmente o software UCINET para gerar os índices baseados na matriz quadrada de relacionamentos, o software Excell 2007 da Microsoft, como planilha de dados para visualização tabular das informações e geração dos gráficos de linha e, por último, o software NetDraw para melhor observação do grafo de ligações (relacionamentos) entre os atores da rede.

A rede do estudo de caso possui 30 elementos (que serão chamados de atores). Utilizando a fórmula matemática $k * (k - 1)$ para relacionamentos assimétricos - onde k é o número total de elementos da rede, foram obtidas 870 ligações possíveis. Como a rede é não direcionada (simétrica), divide-se o valor por dois, pois para cada par de atores há somente um relacionamento. Assim temos 435 ligações possíveis dentro da rede enquanto a soma do número real de ligações existentes na rede, sem repetição ($AB = BA$) entre os atores, é de 198.

Significa que a probabilidade de escolhermos um ator aleatoriamente dentro da rede e este possuir uma relação com qualquer outro ator é de 46%.

Desta forma, podemos definir o grau de densidade da rede onde o resultado está em torno de 46%. Portanto a densidade de uma rede é determinada pela quantidade de relacionamentos (ligações) totais que a rede pode ter dividido pelos relacionamentos que realmente existem entre os atores desta rede. Matematicamente falando, é verificado que o número logicamente possível de ligações cresce exponencialmente, enquanto o número de atores cresce linearmente.

O valor do desvio padrão da rede como um todo torna-se irrelevante quando todos os atores possuem somente o valor zero (0) ou somente o valor um (1), pois neste caso não existe nenhuma variação. Quando se trabalha com dados binários, a máxima variabilidade das relações (ou a máxima incerteza) - verificando se a relação de um ator está presente ou ausente - é aproximadamente 50%. Na rede desenvolvida para este estudo, o desvio padrão de um ator em relação a outro ator é de aproximadamente 49%, o que significa que a rede é bastante equilibrada. Conforme a densidade se aproxima de zero (0) ou um (1), o desvio padrão e a variância das relações tendem a cair.

Analisando o comportamento dos atores baseado nas informações dos índices de centralidade (na primeira medida de centralidade) gerados na perspectiva social alfa (figura 12), observa-se que os atores Coppola e Cameron são os mais influentes, pois possuem o maior número de ligações (23) com outros atores.

Além destes dois atores exercerem uma influência significativa sobre a informação que trafega na rede, eles também conseguem ser reconhecidos pelos outros atores como ocupantes de uma posição privilegiada. Como há interesse em comparar as medidas em todas as perspectivas, é necessário normalizar os valores. A tabela 9 apresenta as variabilidades da rede na perspectiva social alfa.

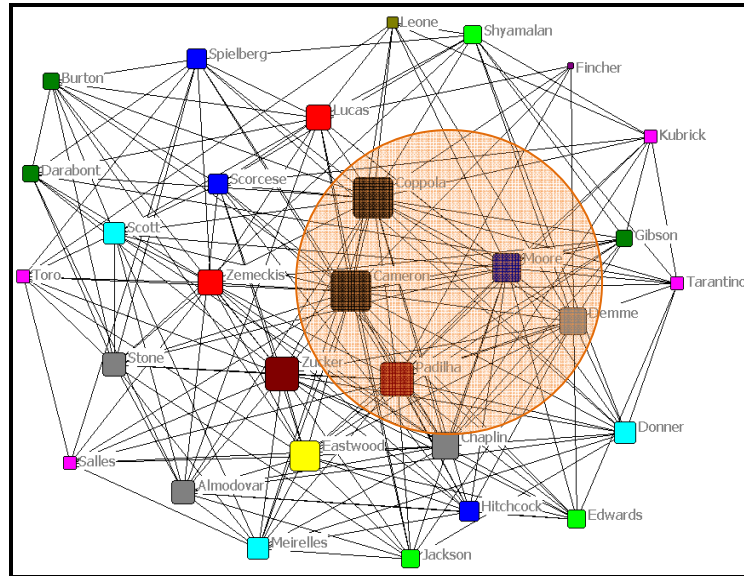


Figura 12 - Grafo da medida de centralidade da rede na perspectiva social alfa.

Observa-se que pela medida de centralidade os atores possuem (em média) um grau de 13,2, o que é considerado moderado para uma rede pequena, com somente 30 atores. Porém o intervalo entre os valores máximo (23) e mínimo (5) de ligações é grande e demonstra que há maior variabilidade entre os atores (desvio padrão e variância). Este intervalo e a variabilidade são importantes porque diz se a população é homogênea ou heterogênea com relação a posição estrutural dos atores na rede. O coeficiente de variação é calculado através do desvio padrão sobre a média e seu valor é de aproximadamente 32%. Logo, pela medida de centralidade, há uma tendência maior de homogeneidade entre os atores.

Aplicando a segunda medida, mais uma vez os atores Coppola e Cameron são os mais próximos ou os mais centralizados. Pela definição da medida de proximidade, Coppola e Cameron conseguem se conectar a todos atores da rede com o mínimo de 35 caminhos (relações), diferente do ator Fincher que precisa de mais tempo para percorrer os 53 caminhos. Numa rede pequena (com um ótimo grau de densidade), não é raro encontrarmos a centralidade baseada na distância (passos) entre os atores (grau de proximidade) semelhante à centralidade baseada na adjacência (desde que esses elementos da rede sejam adjacentes). Em redes maiores e menos densas, as diferenças tendem a ser mais significativas entre os atores quando comparados o aspecto destas duas medidas.

Atores	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG–alfa
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Coppola	23	79,31	35	82,86	30,65	7,55	56,57
Cameron	23	79,31	35	82,86	31,55	7,77	56,65
Padilha	19	65,52	39	74,36	19,38	4,77	48,22
Zucker	19	65,52	39	74,36	14,17	3,49	47,79
Eastwood	18	62,07	40	72,50	12,90	3,18	45,92
Moore	17	58,62	41	70,73	12,19	3,00	44,12
Demme	16	55,17	42	69,05	10,20	2,51	42,24
Chaplin	16	55,17	42	69,05	9,60	2,37	42,20
Lucas	15	51,72	43	67,44	12,58	3,10	40,76
Zemeckis	15	51,72	43	67,44	8,22	2,02	40,40
Stone	14	48,28	44	65,91	8,34	2,05	38,75
Almodovar	14	48,28	44	65,91	6,65	1,64	38,61
Meirelles	13	44,83	45	64,44	3,67	0,90	36,73
Scott	13	44,83	45	64,44	5,25	1,29	36,85
Donner	13	44,83	45	64,44	5,24	1,29	36,85
Spielberg	12	41,38	46	63,04	7,20	1,77	35,40
Hitchcock	12	41,38	46	63,04	2,35	0,58	35,00
Scorcese	12	41,38	46	63,04	6,15	1,52	35,31
Shyamalan	11	37,93	47	61,70	5,87	1,45	33,69
Edwards	11	37,93	47	61,70	2,50	0,62	33,42
Jackson	11	37,93	47	61,70	1,93	0,48	33,37
Burton	10	34,48	48	60,42	2,23	0,55	31,82
Gibson	10	34,48	48	60,42	2,07	0,51	31,80
Darabont	10	34,48	48	60,42	2,97	0,73	31,88
Kubrick	9	31,03	49	59,18	2,60	0,64	30,29
Tarantino	9	31,03	49	59,18	3,23	0,80	30,34
Toro	9	31,03	49	59,18	3,07	0,76	30,33
Salles	9	31,03	49	59,18	1,16	0,29	30,17
Leone	8	27,59	50	58,00	2,86	0,70	28,76
Fincher	5	17,24	53	54,72	0,20	0,05	24,00

Resultados	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG–alfa
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Média	13,2	45,52	44,8	65,36	7,90	1,95	37,61
Desv. Padrão	4,22	14,56	4,22	6,69	7,64	1,88	7,66
Coef. Var.	32%		9%		97%		20%
Soma	396	1365,52	1344	1960,73	237,00	58,37	1128,21
Variância	17,83	211,97	17,83	44,76	58,41	3,54	58,67
Mínimo	5	17,24	35	54,72	0,20	0,05	24,00
Máximo	23	79,31	53	82,86	31,55	7,77	56,65

Tabela 10 – Comparativo de medidas de centralidade da rede na perspectiva social alfa.

Na terceira medida, há uma variação significativamente grande entre a intermedialidade dos atores, (0,20 a 31,55) enquanto há muito pouca variação do desvio padrão (7,64) em relação à média (7,90). O coeficiente de variação é muito alto, o que significa que nesta medida há uma heterogeneidade entre os atores muitíssimo elevada. De fato, sabe-se que a metade de todos os relacionamentos da rede pode ser feito sem o auxílio de qualquer intermediário, o que a caracteriza, por ser muito pequena como uma rede sem quase nenhuma intermediação entre os atores.

Portanto, na perspectiva social da rede não há tanto “poder” entre atores. Os atores Cameron e Coppola parecem ser um pouco mais poderosos que os outros quando observados pelos três indicadores de centralidade. Certamente estes atores possuem maior poder de influência sobre a negociação das informações que trafegam na rede como um todo, pois são eles que, teoricamente, fazem as coisas acontecerem.

Por fim, o IGC-alfa mostra a “força ajustada” (média aritmética) das relações entre os atores usando os 3 indicadores de centralidade da rede. Verifica-se que a média de relacionamento ajustada na perspectiva social alfa está em torno de 37%. Ou seja, analisando o resultado final em função do ICG-alfa, a probabilidade média de cada ator dentro da rede possuir alguma relação com qualquer outro ator, assim como sua proximidade e sua intermedialidade, é de aproximadamente 37%. Já o coeficiente de variação está em torno de 20%, o que indica uma dispersão maior no fluxo da informação (comunicação) entre os atores, caracterizando a estrutura da rede com uma homogeneidade ainda maior.

A diferença entre a densidade da rede como um todo (46%) e o “índice ajustado” do IGC-alfa (37%) podem ser analisado de maneira distinta. O primeiro mostra a probabilidade da rede como um todo de cada ator se conectar com qualquer outro ator dentro da rede, não tendo nenhuma medida de “força” de centralidade como referência. Já o segundo ajusta o índice de acordo com as diferentes medidas de centralidade da rede. O IGC-alfa atende melhor o objetivo do trabalho, capturando diferentes formas de enxergar uma rede social e avaliando seu “poder de influência” sobre cada elemento “influenciado” dentro de toda a rede.

No gráfico 5.1 abaixo há um comparativo entre as medidas de centralidade onde é possível observar que os quatro primeiros atores (Coppola, Cameron, Padilha, Zucker) possuem os valores mais altos ocupando lugar de destaque dentro da rede, pois ocupam posição vantajosa com relação ao fluxo da informação na rede se apresentando como os mais influentes.

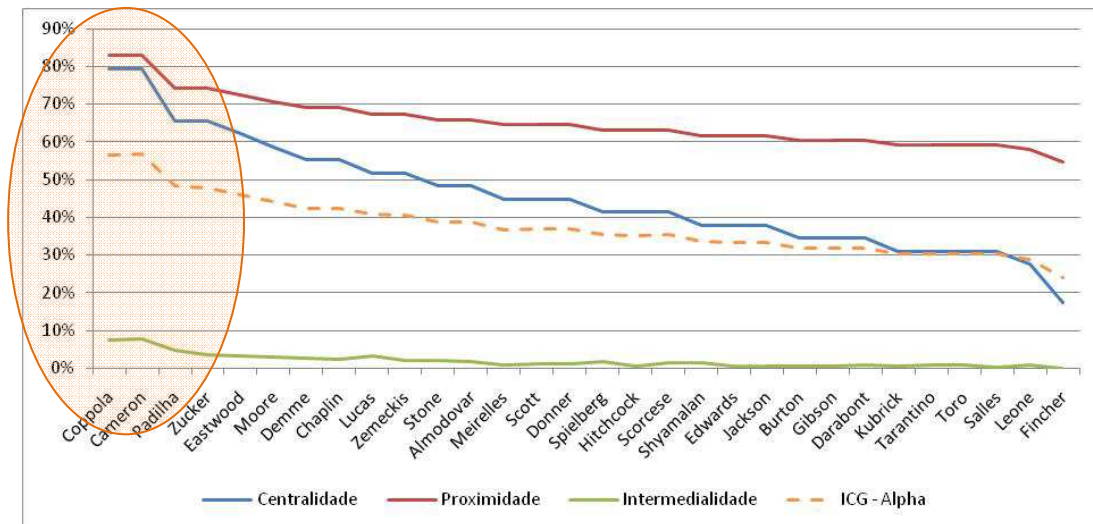


Gráfico 1 – Evolução do ranking na perspectiva social alfa.

4.1.2 A perspectiva geoespacial (beta)

Em 1970, quando o professor de Geografia e Cartografia, Waldo Tobler afirmou que tudo está relacionado com tudo, mas as coisas próximas estão mais relacionadas entre si ("everything is related to everything else, but near things are more related to each other"), ele não estava errado. As tecnologias utilizadas na década de 70 não contavam com a capacidade de processamento dos computadores mais modernos de hoje. Muitos dos trabalhos cartográficos exigiam horas de manipulação dos desenhos em mapas, utilizando instrumentos manuais como réguas, esquadros, compassos e transferidores. Além disso, os instrumentos de medição em campo eram pesados para transportar e precisavam de um conhecimento técnico bastante específico.

Quase todas as coisas conhecidas podem ser representadas de alguma forma em um mapa e representadas no tempo e no espaço. Se alguém quisesse representar, por exemplo, o famoso ponto turístico da estátua do Cristo Redentor, no Rio de Janeiro, em um mapa bidimensional de escala 1:100.000, provavelmente ela seria melhor definida como um simples ponto e teria a localização específica no mapa utilizando um valor numérico de uma coordenada $\mathbf{p} = (x,y)$. Se esta pessoa quisesse comparar o mapa no mesmo formato e escala do Município do Rio de Janeiro de 1900, não encontraria nenhuma informação a respeito.

Quando o elemento é analisado no espaço, pode-se também identificar características no entorno de sua vizinhança que sejam relevantes, mas que podem passar despercebidas na análise. No exemplo do ponto turístico, há diversos caminhos e maneiras onde um turista (ponto A) pode chegar ao Cristo Redentor (ponto B), no entanto, dependendo do local que ele

parta, o caminho poderá ser mais “longo” do que outro. Supondo que este turista deseje ir de táxi, ao negociar com o motorista este o informe que só poderá levá-lo pela estrada mais longa da Floresta da Tijuca. O que justificaria pagar mais caro para percorrer um caminho mais longo do que outro?

Para isto, é preciso haver um aprofundamento melhor na análise, verificando o entorno geoespacial (vizinhança) e temporal do destino aonde se quer chegar. Com isso, perguntas básicas começam a surgir: é seguro pegar hoje o caminho mais curto passando por alguma área de risco? Algum evento específico pode impedir este turista chegue ao Cristo como, por exemplo, uma greve dos seguranças florestais? O tempo realmente está bom para subir pela estrada? Será mais barato se o turista pegar o “trenzinho” do Corcovado? Quanto tempo o turista dispõe para uma visita? Vai compensar chegar ao destino caso haja muitas nuvens impedindo a visibilidade panorâmica no local?

Desta forma, é possível encontrar uma analogia entre a distância geoespacial e temporal de um ator dentro de uma rede e a medida de centralidade que este ator ocupa baseado em perspectivas distintas. Há muitos tipos de distâncias aos quais fazemos referência ao avaliar a probabilidade de que duas pessoas escolhidas aleatoriamente se encontrem. Indivíduos no mundo real derivam suas noções de distância em uma variedade de dimensões ou contextos sociais. A localização geográfica é importante, mas raça, profissão, religião, classe, lazer e afiliações empresariais também são. (WATTS, 2003)

Muitas das análises e planejamentos de mercado nas empresas são baseados em amostragens e características intrínsecas de uma região específica. A grande maioria faz uso (no Brasil) de informações utilizando, inicialmente, dados censitários agregados disponibilizados pelo IBGE como: renda, escolaridade, idade. Estes dados são públicos e excelentes para avaliar o mercado ao qual a empresa pretende investir seu capital. Quanto mais “local” for a informação, ou seja, quanto menor o tamanho geográfico analisado, mais preciso e detalhado será o conteúdo da informação agregada, aumentando a probabilidade de gerar resultados mais significativos. Portanto, baseado na afirmação de Tobler, as características de uma rede social também podem exercer influência no resultado final de uma análise quando consideramos a dimensão geoespacial e temporal na qual estão os atores da rede.

Neste trabalho a dimensão temporal não será tratada nas análises de rede, apenas a dimensão geoespacial, deixando para uma oportunidade futura a evolução de novas pesquisas mais aprofundadas sobre o tema.

Uma forma de representar e calcular melhor as distâncias geoespaciais entre os atores é utilizando um modelo matemático baseado na triangulação de pontos: a Triangulação de *Delaunay*. Segundo a definição de *Delaunay*, uma circunferência é vazia se se ela não contém outros vértices além dos três que a define. Uma rede de triângulos será uma triangulação de *Delaunay* se todas as circunferências de todos os triângulos da rede forem vazias. Esta é uma definição original de espaços bidimensionais.

Ou seja, uma vez que o primeiro ator é escolhido aleatoriamente, ele poderá ser conectado a outro ator da rede, desde que sua distância seja a menor na comparação entre todos os outros atores da rede.

Nesta etapa, foi preciso utilizar o software Google Maps para obter as coordenadas geográficas de todos os atores da rede com residência fixa (casa ou apartamento) nos bairros da Grande Tijuca, no município do Rio de Janeiro. O software ArcGIS 9.3 foi utilizado na plotagem dos pontos e manipulação das informações (figura 13).

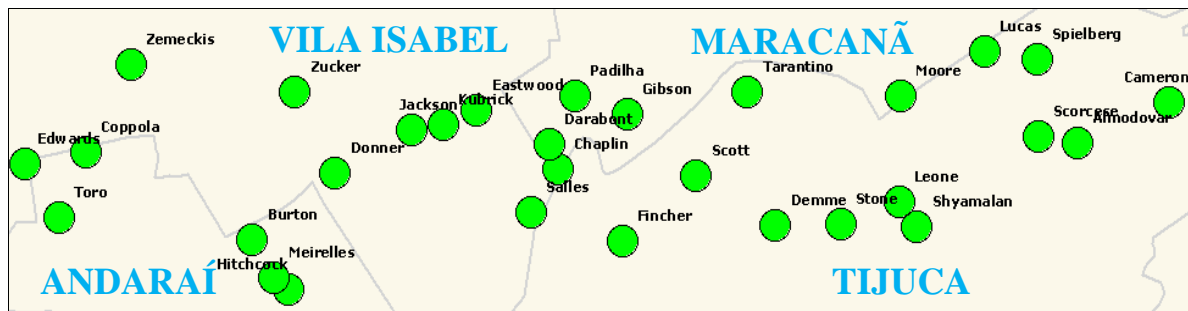


Figura 13 – Atores da rede geoespacializados.

Para aplicação da Triangulação de *Delaunay*, foram consideradas as distâncias geoespaciais (figura 14) entre todos os atores da rede e definida uma distância máxima de 555 metros de raio de abrangência (figura 15).

De acordo com este critério de observação é preciso realizar alguns cortes utilizando algumas ressalvas:

- a) verificar se o raio de abrangência está coerente com o propósito de um estudo local (e não global), desta forma os pontos extremos (ou periféricos) ficarão desconectados;
- b) garantir que nenhum ator ou grupo de atores fique isolado ou não relacionado com a rede.

Neste estudo de caso, por exemplo, a distância de 500 a 600 metros é considerada ideal em uma análise de expansão de serviços locais de banda larga de altíssima velocidade em telefonia, levando-se em conta o custo médio de manutenção, viabilidade técnica, facilidade de instalação e, também, o tempo médio do retorno do investimento. A tríade é a menor condição para existência de relações entre atores de uma rede baseados na Triangulação de Delaunay, pois quanto maior a distância entre os atores, mais periféricos eles se encontram em relação ao “centro” da rede e maior a probabilidade de possuírem diferenças significativas em suas características sociais.

Após obter o resultado utilizando as distâncias geoespaciais, observou-se que novas relações foram definidas, não mais apenas pelas chamadas telefônicas entre os atores, como ocorreu na perspectiva social alfa, mas pelas distâncias físicas (geoespaciais) que sempre foram “nativas” destes elementos na rede. Logo, os graus de centralidades de um ator na perspectiva social alfa, quando observada pela perspectiva geoespacial beta não implicam, necessariamente, que serão as mesmas.

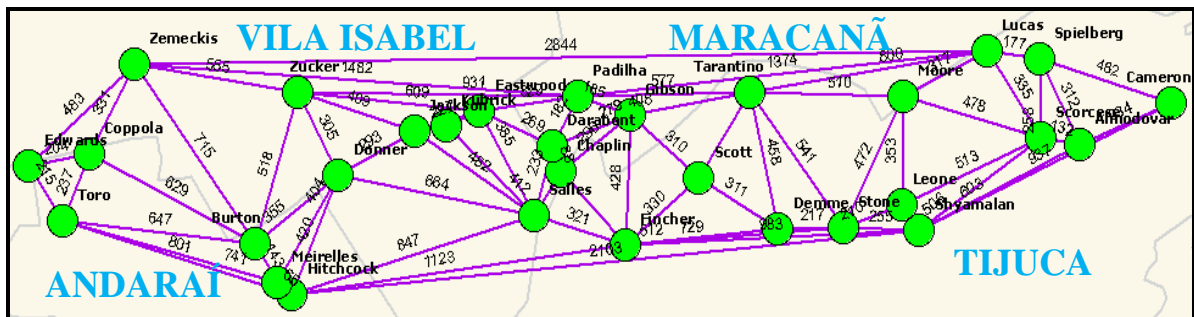


Figura 14 – Relacionamento geoespacial entre os atores.

Na figura 15, os atores mais centrais da perspectiva alfa, Cameron e Coppola, não estão próximos geograficamente um do outro e precisam no mínimo de outros dez atores intermediários na perspectiva beta para se “comunicarem”. É claro que em serviços de telecomunicação, a distância geográfica hoje é mais uma barreira.

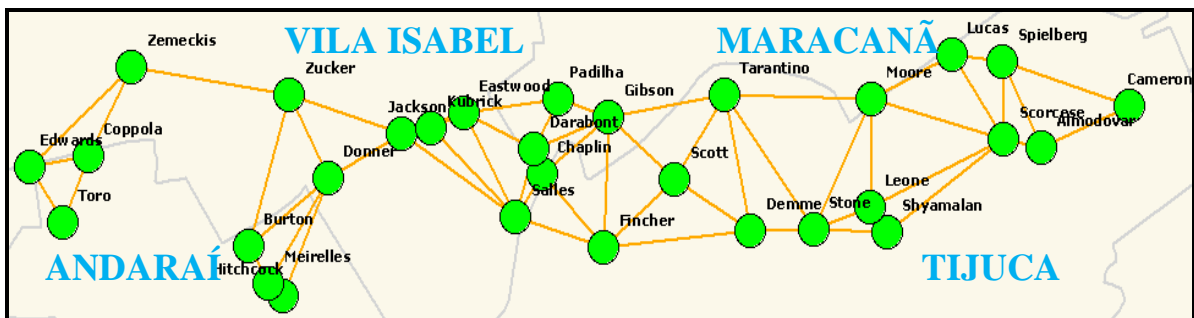


Figura 15 – Atores e distâncias espacializados no mapa.

Todavia, para implantação de um serviço onde o posicionamento espacial torna-se fundamental para otimização de custos de implantação e manutenção de equipamentos, é de extrema importância entender o comportamento da rede e como fluxo da informação se perpetua dentro dela, considerando a relação de vizinhança, ou seja: sua capilaridade.

Pode-se dizer que a rede, pela perspectiva geoespacial beta, possui semelhanças com uma rede social (figura 16) onde, atores mais próximos fisicamente possuem características sociais muito parecidas. Observa-se que, independentemente de se conhecerem ou não, numa rede aleatória, a possibilidade de dois ou mais atores se encontrarem em algum momento para troca de informações de qualquer natureza física é mais forte.

A perspectiva geoespacial beta não é formada por atores escolhidos aleatoriamente na base de dados de clientes da empresa, até mesmo porque a empresa solicitante possui outros milhares de clientes nesta região que poderiam compor outras redes sociais intercaladas, e por que não, inclusive, com alguns atores pertencentes à própria perspectiva social alfa.

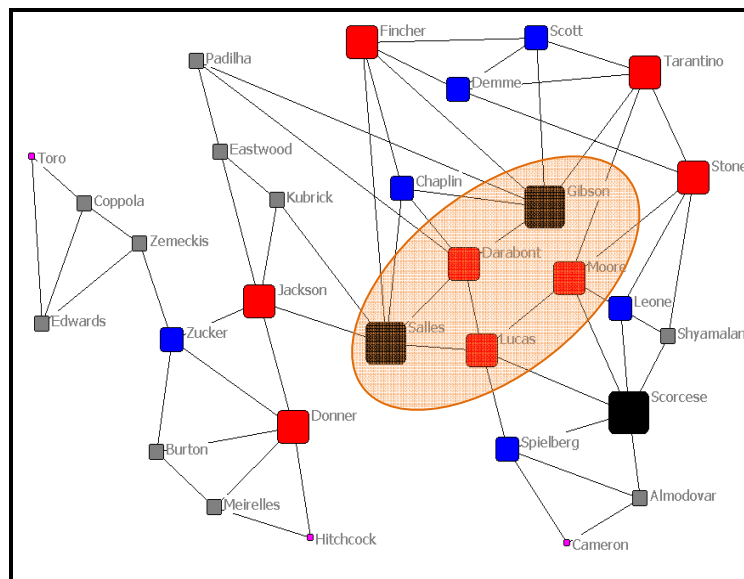


Figura 16 – Grafo da medida de centralidade da rede na perspectiva geoespacial beta.

Para o foco deste estudo de caso, a primeira análise partiu de uma rede com perspectiva social já conhecida e consolidada. Portanto é relevante considerar que, a probabilidade de dois ou mais atores da perspectiva social alfa se virem, conversarem ou se conhecerem - dentro de uma mesma vizinhança - seja numa padaria, bar, hospital, escola dos filhos ou shopping, por exemplo, será muito maior do que se estivessem distantes geograficamente um do outro. É claro que há exceções, pois nem todos os atores são

“provincianos” a ponto de frequentarem rotineiramente os mesmos lugares, mas de forma geral, a afirmação de Tobler faz sentido.

Sendo assim, foram aplicadas as medidas e gerados os índices para a perspectiva geoespacial beta - além do Índice Geral de Centralidades (ICG), semelhantes aos que foram criados para a perspectiva social apha e cujas premissas também foram definidas como no processo anterior. Uma característica desta perspectiva é ter valores de centralidade mais baixos devido à construção das “relações geoespaciais”. Como já mencionado anteriormente, para dialogar da proposição de Delaunay, um ator deve se ligar a outros dois atores dentro da rede, desde que os mesmos estejam o mais próximo possível (ou seja, com as menores distâncias), e assim sucessivamente, até não ser permitido formar mais nenhuma tríade de elementos.

A perspectiva geoespacial beta possui aproximadamente 13% de densidade, o que significa que, apesar de possuir uma escassez maior nas relações entre os atores, possui também uma alta homogeneidade. Logo, a probabilidade de escolhermos um ator da rede aleatoriamente e este possuir uma relação geoespacial com qualquer outro ator é muito pequena devido, principalmente, à característica da perspectiva geoespacial e aos critérios presentes da Triangulação de *Delaunay*.

Na tabela 5.2, observa-se as medidas de centralidades de forma distinta, notando-se que há diferenças substanciais entre a definição de quem são os atores mais importantes da rede na perspectiva geoespacial beta. Na primeira delas, Salles, Scorcese e Gibson são os atores que possuem o maior grau de relacionamento (6), no entanto, se comparados à medida de proximidade, somente Salles permanece em primeiro com 69 caminhos para percorrer todos os atores da rede, seguido de Jackson (75) e Lucas (79).

Atores	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG-beta
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Salles	6	20,69	69	42,03	188,53	46,44	36,39
Jackson	5	17,24	75	38,67	183,70	45,25	33,72
Lucas	5	17,24	76	38,16	128,20	31,58	28,99
Zucker	4	13,79	90	32,22	110,50	27,22	24,41
Scorcese	6	20,69	91	31,87	50,55	12,45	21,67
Donner	5	17,24	92	31,52	60,50	14,90	21,22
Fincher	5	17,24	83	34,94	43,91	10,82	21,00
Darabont	5	17,24	79	36,71	23,81	5,86	19,94
Gibson	6	20,69	91	31,87	26,34	6,49	19,68
Moore	5	17,24	90	32,22	32,65	8,04	19,17

Zemeckis	3	10,35	112	25,89	78,00	19,21	18,48
Spielberg	4	13,79	97	29,90	33,17	8,17	17,29
Tarantino	5	17,24	101	28,71	20,61	5,08	17,01
Stone	5	17,24	105	27,62	14,65	3,61	16,16
Chaplin	4	13,79	87	33,33	5,36	1,32	16,15
Demme	4	13,79	98	29,59	13,70	3,37	15,59
Padilha	3	10,35	88	32,96	13,92	3,43	15,58
Kubrick	3	10,35	84	34,52	3,70	0,91	15,26
Eastwood	3	10,35	93	31,18	15,32	3,77	15,10
Scott	4	13,79	97	29,90	3,34	0,82	14,84
Leone	4	13,79	109	26,61	2,36	0,58	13,66
Shyamalan	3	10,35	110	26,36	2,03	0,50	12,40
Burton	3	10,35	114	25,44	2,50	0,62	12,13
Almodovar	3	10,35	116	25,00	3,16	0,78	12,04
Meirelles	3	10,35	118	24,58	0,50	0,12	11,68
Edwards	3	10,35	137	21,17	13,50	3,33	11,61
Coppola	3	10,35	137	21,17	13,50	3,33	11,61
Hitchcock	2	6,90	119	24,37	0,00	0,00	10,42
Cameron	2	6,90	124	23,39	0,00	0,00	10,09
Toro	2	6,90	164	17,68	0,00	0,00	8,19

Medidas e Resultados	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG-beta
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Média	4	13,56	101,53	29,65	36,27	8,93	17,38
Desv. Padrão	1,18	4,07	20,64	5,54	50,94	12,55	6,53
Coef. Variação	30%		20%		140%		38%
Soma	118	406,90	3046	889,57	1088	267,98	521,48
Variância	1,4	16,59	426,18	30,68	2594,40	157,39	42,67
Mínimo	2	6,90	69	17,68	0	0	8,19
Máximo	6	20,69	164	42,03	188,53	46,44	36,39

Tabela 11 – Comparativo de medidas de centralidade na perspectiva geoespacial beta.

As medidas de centralidade e proximidade possuem variabilidades relativamente baixas, o que a torna bastante homogênea neste aspecto com coeficientes de variação em torno de 30% e 20%, respectivamente. Já na medida de intermedialidade, observa-se que praticamente não existem atores com a função de compartilhar informação na rede, pois há pouquíssimas relações existentes. Por fim, o ICG-beta nos mostra a média geral destas medidas com um valor de homogeneidade mais razoável (38%) onde os atores Salles, Jackson, Lucas e Zucker aparecem como os mais influentes (Gráfico 2).

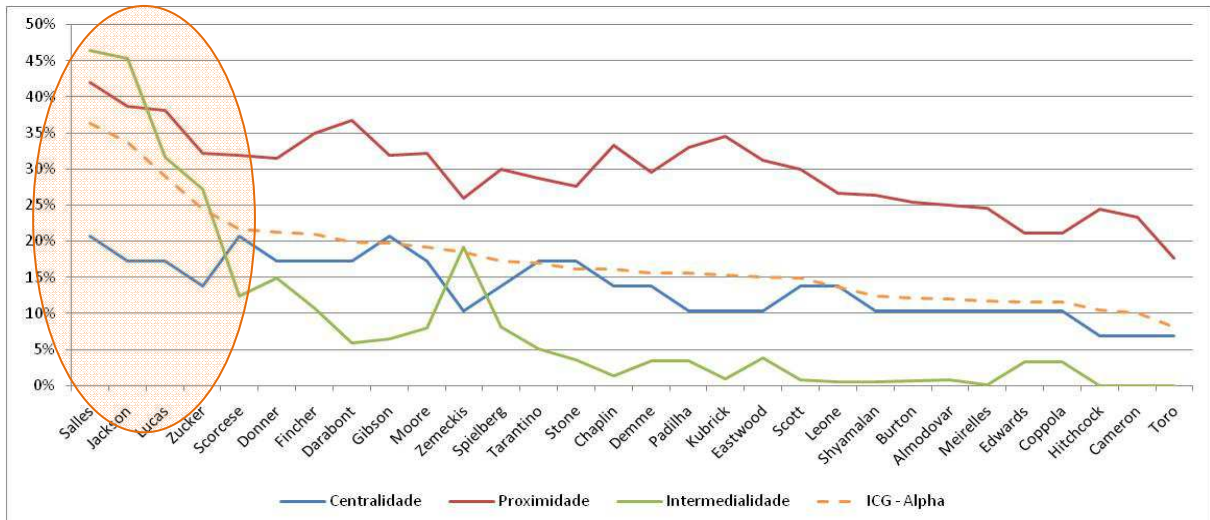


Gráfico 2 – Evolução do *ranking* na perspectiva geoespacial beta.

Comparando o *ranking* (RICG) entre os atores da rede pelas duas perspectivas observa-se que suas posições são bem diferentes (tabela 11). Quando os valores de cada ICG são projetados no mapa (figuras 17 e 18), torna-se mais claro a percepção de suas diferenças. No entanto, reconhecer a importância (ou “poder”) de um ator individualmente não é suficiente. Para otimizar investimentos, é preciso identificar grupos de atores que sejam influentes tanto no critério de proximidade quanto no geoespacial.

Atores	ICG-alfa	RICG-alfa	ICG-beta	RICG-beta
Almodovar	38,61	12	12,04	24
Burton	31,82	23	12,13	23
Cameron	56,65	1	10,09	29
Chaplin	42,20	8	16,15	15
Coppola	56,57	2	11,61	26
Darabont	31,88	22	19,94	8
Demme	42,24	7	15,59	16
Donner	36,85	14	21,22	6
Eastwood	45,92	5	15,10	19
Edwards	33,42	20	11,61	27
Fincher	24,00	30	21,00	7
Gibson	31,80	24	19,68	9
Hitchcock	35,00	18	10,42	28
Jackson	33,37	21	33,72	2
Kubrick	30,29	27	15,26	18
Leone	28,76	29	13,66	21
Lucas	40,76	9	28,99	3
Meirelles	36,73	15	11,68	25
Moore	44,12	6	19,17	10
Padilha	48,22	3	15,58	17
Salles	30,17	28	36,39	1
Scorsese	35,31	17	21,67	5
Scott	36,85	13	14,84	20

Shyamalan	33,69	19	12,40	22
Spielberg	35,40	16	17,29	12
Stone	38,75	11	16,16	14
Tarantino	30,34	25	17,01	13
Toro	30,33	26	8,19	30
Zemeckis	40,40	10	18,48	11
Zucker	47,79	4	24,41	4

Tabela 12 – Tabela comparativa entre os ICGs e o *ranking* nas perspectivas alfa e beta.

Dando continuidade ao estudo é preciso, então, identificar a existência de grupos de atores que possam otimizar o processo de capilaridade da rede. Ao invés de atingir um único ator em potencial, é preciso focar em grupos de atores em potenciais de forma que os mesmos obedeçam aos critérios estabelecidos anteriormente, como na geração das perspectivas sociais e geoespaciais. Para isso, é necessário antes encontrar quem são estes atores potenciais dentro da rede na perspectiva social alfa que interceptem os atores potenciais da rede na perspectiva geoespacial beta e, por consequência, formem aglomerados com relações estruturalmente equivalentes.

Como um breve resumo de todo processo, na primeira análise foram identificadas as relações diretas do fluxo de informação entre os atores e suas relações de centralidade e “poder”. Logo depois, a rede foi analisada por uma perspectiva geoespacial, baseando-se também nos conceitos de centralidades da ARS. Por fim, observaram-se diferenças significativas na comparação entre os índices. É preciso então combinar os dois tipos de relações existentes (definidos por uma matriz *multiplex*) para gerar uma nova análise e, assim, criar um novo índice qualitativo da relação entre os atores.

A estrutura mais comum para dados *multiplex* é um conjunto de matrizes ator-por-ator, uma para cada relação. Na maioria das análises, as informações sobre as múltiplas relações entre os atores são combinadas em uma única medida consolidada. Uma abordagem comum é combinar as múltiplas relações em um índice que reflita a qualidade deste tipo de relação.

Para obter a matriz *multiplex*, foi preciso utilizar inicialmente a função *Join* do software livre (modelo acadêmico) UCINET para unificar as duas matrizes binárias. Logo após, foi executada a função *Multiplex* para gerar uma única matriz consolidada.

As duas matrizes binárias formadas pelas perspectivas social alfa e geoespacial beta (30 x 30 atores), foram combinadas para formar uma única matriz *multiplex*, com 4 tipos de informação (as matrizes completas podem ser encontradas nos anexos 1, 2 e 3).

Para este estudo de caso, dentro da matriz *multiplex* interessa somente a relação do tipo 2, onde há uma configuração mútua de relacionamento. Este resultado representa a equivalência estrutural existente da relação dos atores entre as duas perspectivas da rede. A partir deste ponto foi possível analisar o comportamento em uma nova perspectiva socio-espacial gama, com características equivalentes (ou comuns) às perspectivas sociais e geoespacial da rede.

MAPA DA REGIÃO DOS BAIROS DA GRANDE TIJUCA-RJ

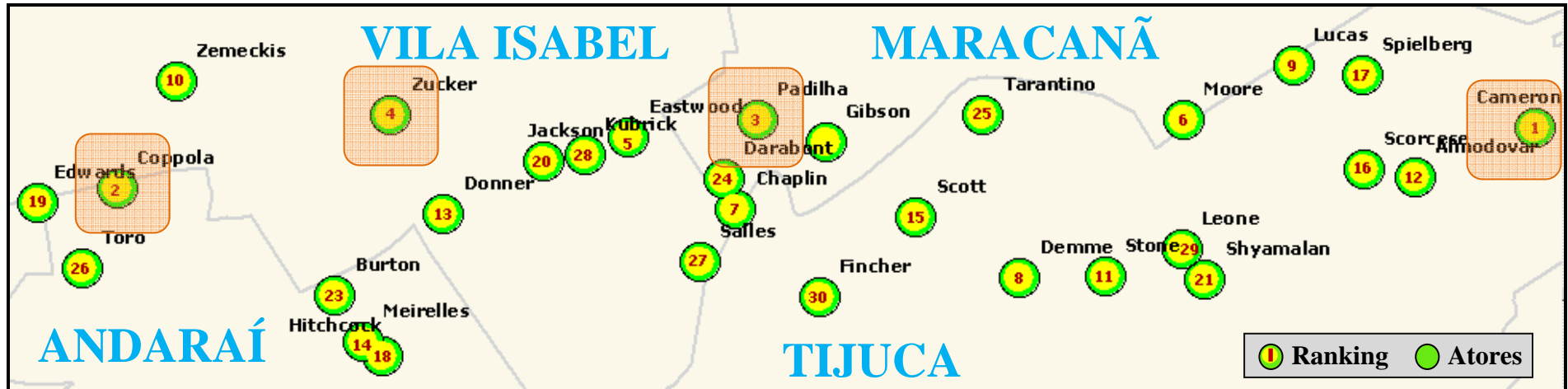


Figura 17 – Apresentação geoespacial dos atores da rede na perspectiva social alfa, ordenados pelo RICG.

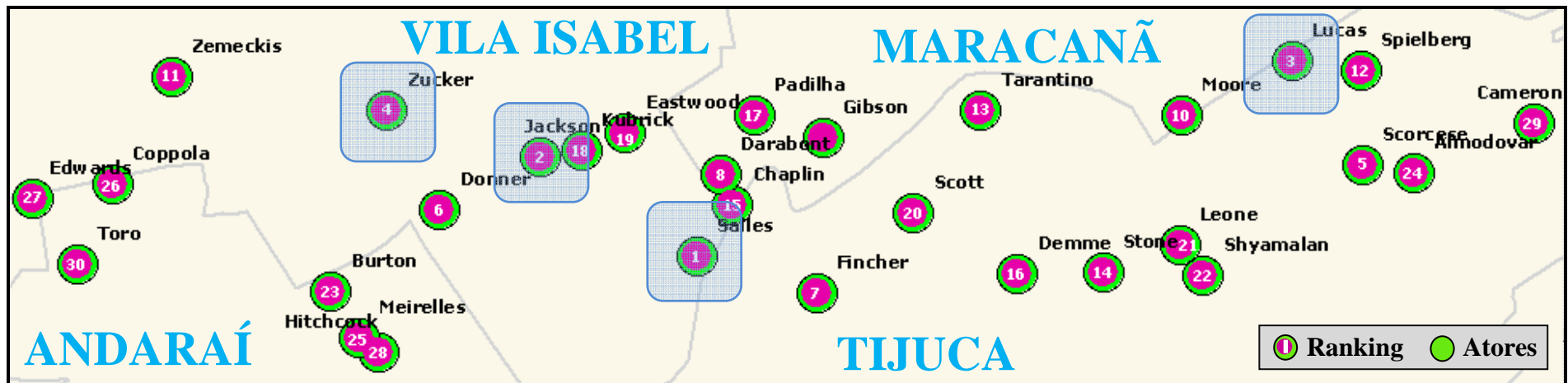


Figura 18 – Apresentação geoespacial dos atores da rede na perspectiva geoespacial beta, ordenados pelo RICG.

4.1.3 A perspectiva socioespacial (gama)

A nova perspectiva socioespacial gama é a combinação dos indivíduos (atores) e relações (conexões) comuns das duas perspectivas anteriores, consolidadas em uma única matriz qualitativa. Através do seu índice (ICG-gama) foi possível encontrar os atores mais “poderosos” que simultaneamente estivessem concentrados nas menores (e melhores) áreas de abrangência de ambas.

O software UCINET separou a matriz *multiplex* em quatro matrizes distintas utilizando a função Multigraph, uma para cada tipo de relação. Uma vez feito isto, foi possível visualizar o resultado no software NetDraw (figura 19) onde não se formou somente um único conjunto grande de atores relacionados, mas quatro subconjuntos (ou aglomerados) diferentes de relações que foram classificados conforme os graus das medidas de centralidades já vistas anteriormente: centralidade, proximidade e intermedialidade.

A perspectiva socioespacial gama possui aproximadamente 6% de densidade, o que significa que, apesar de possuir uma escassez ainda maior nas relações entre os atores, a rede possui uma homogeneidade duas vezes maior que a própria perspectiva beta. Logo, a probabilidade de se escolher um ator aleatoriamente e este possuir uma relação com qualquer outro ator é muito remota. Este fenômeno fica ainda mais evidente quando é observado que, dos quatro subgrupos classificados (figura 19), apenas dois deles incluem os atores mais influentes de toda rede.

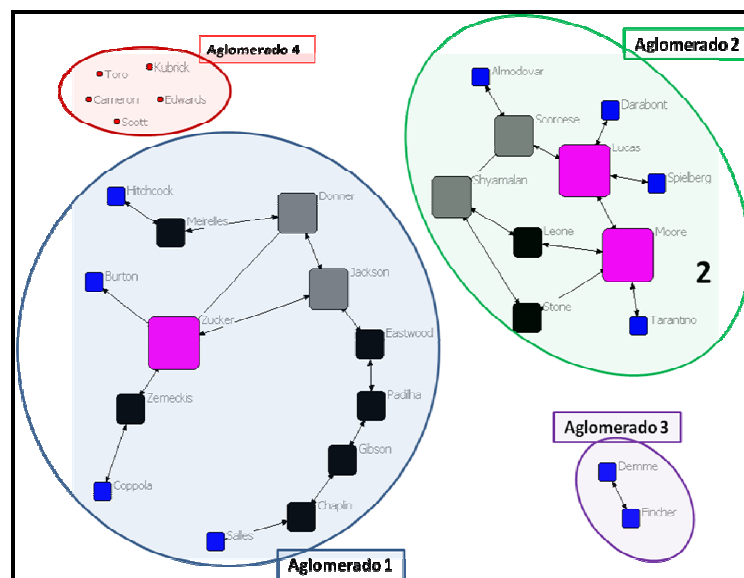


Figura 19 – Medida de centralidade na perspectiva socioespacial gama.

Analisando a tabela 12, entende-se que o comportamento dos atores é semelhante ao processo utilizado para gerar as informações dos índices de centralidades das perspectivas anteriores. A fim de compor um *ranking* geral das medidas de centralidades desta rede foi criado o IGC–gama, baseado também na média aritmética dos dados normalizados.

Atores	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG - Gama
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Zucker	4	13,79	541	5,36	29	7,14	8,77
Jackson	3	10,35	539	5,38	35	8,62	8,12
Lucas	4	13,79	614	4,72	19	4,68	7,73
Moore	4	13,79	615	4,72	14,5	3,57	7,36
Donner	3	10,35	542	5,35	20	4,93	6,87
Eastwood	2	6,90	542	5,35	32	7,88	6,71
Padilha	2	6,90	547	5,30	27	6,65	6,28
Scorcese	3	10,35	616	4,71	11	2,71	5,92
Gibson	2	6,90	554	5,24	20	4,93	5,69
Shyamalan	3	10,35	618	4,69	4,5	1,11	5,38
Zemeckis	2	6,90	550	5,27	11	2,71	4,96
Meirelles	2	6,90	551	5,26	11	2,71	4,96
Chaplin	2	6,90	563	5,15	11	2,71	4,92
Leone	2	6,90	619	4,69	1	0,25	3,94
Stone	2	6,90	619	4,69	1	0,25	3,94
Burton	1	3,45	552	5,25	0	0,00	2,90
Coppola	1	3,45	561	5,17	0	0,00	2,87
Hitchcock	1	3,45	562	5,16	0	0,00	2,87
Salles	1	3,45	574	5,05	0	0,00	2,83
Darabont	1	3,45	622	4,66	0	0,00	2,70
Spielberg	1	3,45	622	4,66	0	0,00	2,70
Tarantino	1	3,45	623	4,66	0	0,00	2,70
Almodovar	1	3,45	624	4,65	0	0,00	2,70
Demme	1	3,45	841	3,45	0	0,00	2,30
Fincher	1	3,45	841	3,45	0	0,00	2,30
Cameron	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00
Edwards	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00
Kubrick	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00
Scott	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00
Toro	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00

Medidas e Resultados	Centralidade		Proximidade		Intermedialidade		ICG - Gama
	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	Grau	Normalizado	
Média	1,67	5,75	501,73	4,07	8,23	2,03	3,95
Desv. Padrão	1,19	4,11	235,33	1,88	11,05	2,72	2,55
Coef. Variação	72%		47%		134%		64%
Soma	50	172,42	15052	122,03	247	60,84	118,43
Variância	1,42	16,91	55377,93	3,52	122,10	7,41	6,48
Mínimo	0	0,00	0	0,00	0	0,00	0,00
Máximo	4	13,79	841	5,38	35	8,62	8,12

Tabela 13 – Comparativo de medidas de centralidade na perspectiva socioespacial gama.

Na Tabela 13, ao observar as medidas de centralidades de forma distinta, existem diferenças substanciais entre a definição de “quem” são os atores mais importantes na perspectiva gama. Na primeira delas, os atores Zucker, Lucas e Moore são os três atores que possuem o maior grau (4) de relacionamento.

Aqui acontece algo curioso: há 4 aglomerados classificados em toda rede que não estão conectados entre si. Ou seja, tecnicamente, a medida de proximidade não pode ser calculada, pois existem distâncias infinitas. No entanto, o software UCINET aplica um algoritmo eficaz desenvolvido pelo matemático francês Camille Jordan em 1869 (Wasserman e Faust, 1994) para trabalhar os resultados do que seria a quantidade de caminhos válidos, obedecendo ao cálculo de proximidade. Desta forma, os atores Jackson, Zucker, Donner e Eastwood, percorreriam os menores caminhos para alcançar todos os atores da rede nesta perspectiva, ou pelo menos, dentro da “sub-rede” a que cada ator pertence.

Assim, ao contrário do que ocorreu nas perspectivas anteriores, as medidas de centralidades possuem variabilidade mais alta, o que a torna bastante heterogênea neste aspecto, com coeficientes de variação em torno de 72%, enquanto a medida de proximidade tem um valor de heterogeneidade de aproximadamente 47%. Mais uma vez, na medida de intermedialidade, praticamente não existe atores com a função de intermediar informações na rede, pois há poucas relações existentes.

Por fim, o ICG-gama apresenta um valor de heterogeneidade bastante elevado (63%), onde os atores Zucker, Jackson, Lucas e Moore permanecem como os mais influentes da rede nesta perspectiva.

4.2 Avaliando a capilaridade da rede

Para comparar os gráficos dos Índices de Centralidade Geral (ICG) de cada uma das perspectivas criadas foi necessário padronizá-los. Utilizando peso 1 (um) para o ator com maior “poder de influência” e peso 0 (zero) para o ator com menor “poder de influência”. De fato, observando o gráfico 3 (de linhas), parece que não há uma ordem comum entre os atores para determinar uma tomada de decisão inicial sobre qual ator escolher primeiro, ou melhor: por onde começar uma ação.

No entanto, a análise de capilaridade não está caracterizada somente pela relação entre atores entre si dentro de uma rede, e nem tampouco entre as redes, mas nos aglomerados de atores em função - principalmente - de sua proximidade dentro de cada uma de suas vizinhanças (ou, melhor, o conjunto das áreas do entorno) pertencentes a cada ator (ou aglomerados).

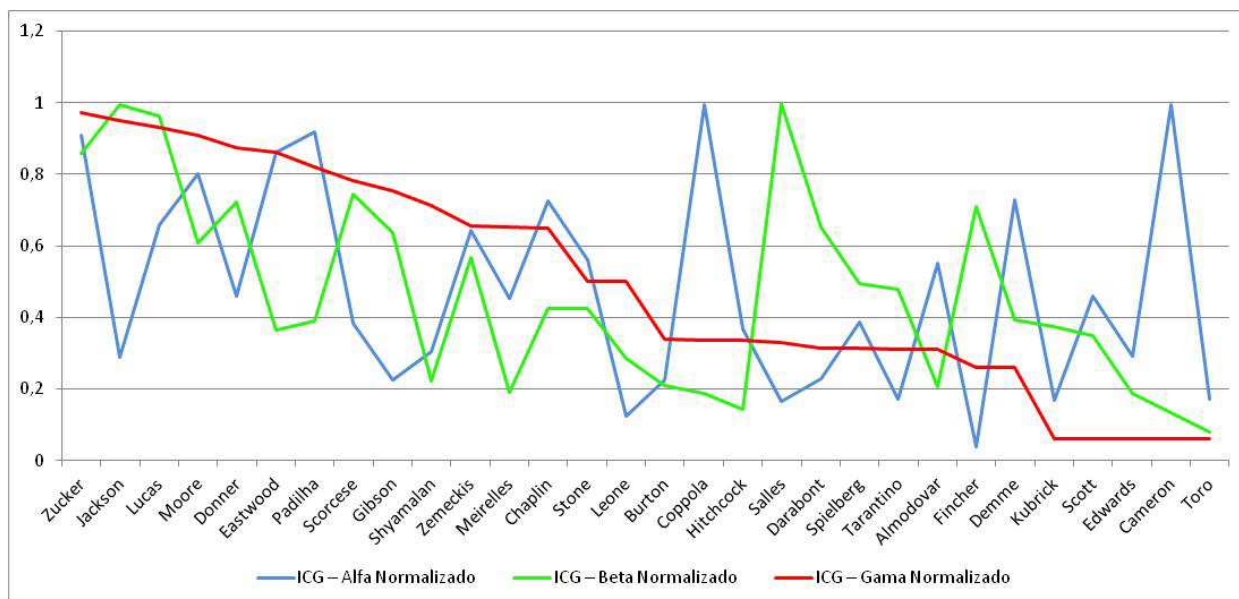


Gráfico 3 - Dados padronizados dos ICG da rede dentro das três perspectivas.

Desta forma, foi preciso realizar um teste de capilaridade da rede em cada perspectiva, levando-se em consideração a quantidade de passos necessários para:

- a) atingir a quantidade máxima de atores potenciais;
- b) da forma mais rápida possível (em poucos passos);
- c) dentro da menor área (cobertura) geográfica.

O resultado destes testes serviu como indicativo para determinar se apenas o índice de capilaridade da rede na perspectiva geoespacial gama (ICAP-gama), uma vez que esta é formada pela junção dos atores e relacionamentos equivalentes das perspectivas social alfa e geoespacial beta possuem resultados melhores para defini-lo como o índice padrão no uso de novas análises de redes “socioespaciais”.

4.2.1 Capilaridade sob a perspectiva social (alfa)

Observa-se na tabela 13, que na medida em que passos (**k**) são dados, obedecendo a ordem crescente do *ranking* (RICG-alfa), acumulam-se mais atores (**n**) ou aglomerados (Σn) dentro de maiores áreas de cobertura, o que é classificado como a força de adesão (FA) desta área. Da mesma forma que são acumulados também o “poder de influência” (ICG-alfa) de cada ator, formando uma força de coesão (FC) exercida dentro da respectiva área de influência.

No primeiro passo (tabela 13), o ator mais influente Cameron, por um raio inicial traçado a 555 metros, intercepta três atores que são influenciados por ele geograficamente. Logo, analogamente, temos uma força de coesão acumulada (FC) de 165,97, que corresponde a uma força de coesão proporcional (FCP) de 15% de toda rede, enquanto a força de adesão proporcional (FAP) deste grupo é de 16%.

O ICAP é calculado através da força de coesão proporcional (FCP) sobre a força de adesão proporcional (FAP). Desta forma, cada percentual da força de coesão corresponde a uma fração da área onde o aglomerado exerce seu poder de influência perante o restante dos atores da rede. A cada novo passo (**k**), a força de coesão acumulada (FCA) e a força de adesão acumulada (FAA) aumentam, enquanto o ICAP tende a encontrar um ponto ótimo.

Na análise da perspectiva social alfa, verifica-se que a mesma atingiu seu ponto ótimo no terceiro passo, quando acumula 60% de todo “poder de influência”, com 18 atores, dentro de uma área de 2,9 km² e com um índice de capilaridade (ICAP) de 1,45.

Passos (k)	Aglomerados de atores (Σn)	Atores (n)	ICG-alfa	FCA	FCP	FAA (km ²)	FAP	ICAP
1	4	Almodovar	38,61	165,97	0,15	0,97	0,14	1,06
		Cameron	56,65					
		Scorcese	35,31					
		Spielberg	35,4					

2	8	Coppola	56,57	326,69	0,29	1,93	0,28	1,04
		Edwards	33,42					
		Toro	30,33					
		Zemeckis	40,4					
3	18	Chaplin	42,2	681,39	0,60	2,90	0,42	1,45
		Darabont	31,88					
		Eastwood	45,92					
		Fincher	24					
		Gibson	31,8					
		Kubrick	30,29					
		Padilha	48,22					
		Jackson	33,37					
		Salles	30,17					
Scott	36,85							
4	21	Burton	31,82	797,85	0,71	3,57	0,51	1,38
		Donner	36,85					
		Zucker	47,79					
6	27	Leone	28,76	1014,27	0,90	4,55	0,65	1,38
		Lucas	40,76					
		Moore	44,12					
		Shyamalan	33,69					
		Tarantino	30,34					
		Stone	38,75					
7	28	Demme	42,24	1056,51	0,94	5,02	0,72	1,30
14	30	Hitchcock	35	1128,24	1,00	5,87	0,84	1,18
		Meirelles	36,73					
TOTAL			1128,24	1,00	6,96	0,84	8,78	

Tabela 14 – Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social alfa.

4.2.2 Capilaridade sob a perspectiva geoespacial (beta)

Na Tabela 14, de acordo com o *ranking* do ICG-beta, o processo deve ser feito da mesma maneira. No primeiro passo, o ator Salles consegue (com o mesmo tamanho de área de influência do primeiro passo da perspectiva alfa) cobrir uma quantidade maior de atores, correspondendo a 32% de todo “poder de influência”.

A rede atinge seu ponto ótimo já no primeiro passo, quando o ICAP está em 2,29, acumulando 32% de todo “poder de influência” da rede com apenas 9 atores, dentro de 14% da área (aproximadamente 1 km²). É possível constatar que a ordem dos fatores da rede nas perspectivas social e geoespacial é completamente diferente e altera significativamente o resultado final da análise.

Passos (k)	Aglomerados de atores (Σn)	Atores (n)	ICG-beta	FCA	FCP	FAA (km ²)	FAP	ICAP
1	9	Chaplin	16,15	192,82	0,32	0,97	0,14	2,29
		Darabont	19,94					
		Eastwood	15,1					
		Fincher	21					
		Gibson	19,68					
		Kubrick	15,26					
		Padilha	15,58					
		Salles	36,39					
		Jackson	33,72					
2	11	Donner	21,22	238,45	0,39	1,49	0,21	1,84
		Zucker	24,41					
3	16	Almodovar	12,04	337,61	0,56	2,45	0,35	1,58
		Lucas	28,99					
		Moore	19,17					
		Scorsese	21,67					
		Spielberg	17,29					
4	18	Burton	12,13	368,22	0,61	2,90	0,42	1,46
		Zemeckis	18,48					
5	21	Cameron	10,09	404,37	0,67	3,26	0,47	1,42
		Leone	13,66					
		Shyamalan	12,4					
6	23	Hitchcock	10,42	426,47	0,70	3,40	0,49	1,44
		Meirelles	11,68					
7	25	Demme	42,24	505,56	0,83	3,75	0,54	1,55
		Scott	36,85					
9	26	Tarantino	30,34	535,9	0,88	4,10	0,59	1,50
10	27	Stone	38,75	574,65	0,95	4,31	0,62	1,53
11	29	Coppola	11,61	597,87	0,99	4,90	0,70	1,40
		Edwards	11,61					
26	30	Toro	8,19	606,06	1,00	6,27	0,90	1,11
TOTAL			606,06	1,00	6,96	0,90	17,12	

Tabela 15 – Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social beta.

Contudo, há outro fenômeno que ocorre em função da rede ser bastante homogênea: é preciso executar 26 passos para cobrir todos os atores da rede beta. Isto acontece devido ao

número de conexões mais escassas que ocorreu, quando foi aplicado no início do processo (ao criar a rede) com a Triangulação de Delaunay ⁷.

4.2.3 Capilaridade sob a perspectiva socioespacial (gama)

Por fim, na tabela 15 o resultado da combinação das duas perspectivas obedece ao mesmo *ranking* do ICG-gama. No primeiro passo, através do ator Zucker, consegue-se com a mesma área de cobertura das demais, uma quantidade de 6 atores com o “poder de influência” em torno de 27% perante todo o restante.

Este resultado não é tão grande quanto a rede social beta, porém há uma vantagem significativa aqui, pois a rede consegue atingir seu ponto ótimo já no segundo passo, acumulando 50% de todo “poder de influência”. Ou seja, metade da força de coesão acumulada (FCA) de toda a rede dentro da perspectiva socioespacial gama está concentrada em uma área geográfica correspondente a 20%.

Passos (k)	Aglomerados de atores (Σn)	Atores (n)	ICG-gama	FCA	FCP	FAA (km ²)	FAP	ICAP
1	6	Zucker	9,43	36,53	0,27	0,97	0,14	1,92
		Jackson	8,62					
		Donner	7,63					
		Burton	4,48					
		Zemeckis	6,37					
		Kubrick	0,00					
2	11	Chaplin	7,40	67,95	0,50	1,41	0,20	2,45
		Darabont	2,89					
		Salles	6,22					
		Padilha	7,45					
		Eastwood	7,46					
3	16	Scorcece	5,62	93,76	0,69	2,38	0,34	2,01
		Spielberg	2,89					
		Lucas	7,27					
		Almodovar	3,05					

⁷ Este procedimento é muito utilizado para geração de superfícies, dado uma quantidade de pontos espalhados dentro de uma área pré-determinada e são utilizados, principalmente, em cálculos de variação de elevação de terreno para diversas aplicações em Cartografia, Geologia, Geofísica, ou em trabalhos com ortorectificação de imagens de satélite, geoprocessamento de imagens, etc.

		Moore	6,98					
4	20	Tarantino	2,97	109,74	0,80	2,73	0,39	2,05
		Shyamalan	5,24					
		Leone	3,89					
		Stone	3,89					
5	22	Hitchcock	5,27	121,46	0,89	2,88	0,41	2,15
		Meirelles	6,45					
6	23	Gibson	7,43	128,89	0,94	3,13	0,45	2,10
7	25	Scott	0,00	130,12	0,95	3,48	0,50	1,90
		Fincher	1,23					
8	26	Cameron	0,00	130,12	0,95	3,80	0,55	1,74
10	27	Demme	1,23	131,35	0,96	4,27	0,61	1,57
11	29	Coppola	5,19	136,54	1,00	4,85	0,70	1,43
		Edwards	0,00					
17	30	Toro	0,00	136,54	1,00	5,76	0,83	1,21
TOTAL			136,54	1,00	6,96	0,83	20,56	

Tabela 16 – Apresentação das forças para o cálculo do ICAP da rede na perspectiva social gama.

4.2.4 Continuidade do fluxo de informações

Uma força maior de coesão, no conceito de capilaridade da Física, demonstra a capacidade que as moléculas do líquido possuem quando se propagam sobre uma superfície sólida de maneira contínua, em diversas direções e sentido, formando um menisco. Neste estudo de caso, verificou-se também se a continuidade geoespacial dos atores ocorria quando houvesse alguma sobreposição (interseção) de suas respectivas áreas de cobertura.

Na perspectiva social alfa da rede (como um todo), esta continuidade não foi verificada nas relações. O *ranking* (RICG) foi necessário para ordenar a sequência de atores com maior influência para aqueles com menor influência. A não obrigatoriedade dos atores de estarem geograficamente próximos foi a primeira característica observada, onde a posição geográfica pouco importa para conectividade da rede em função das informações que ali trafegam. Logo, nada mais óbvio que sejam encontrados atores mais “influentes” e “poderosos” espalhados pelo mapa (figura 20). Consequentemente, quando este fato ocorre, áreas maiores de cobertura são definidas, acarretando na falta de interseções entre as manchas de cobertura pertencentes a outros atores influentes.



Figura 20 – Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva social alfa.

Para a perspectiva geoespacial beta, o comportamento de continuidade é semelhante (figura 21). Seguindo os mesmos critérios de seleção e obedecendo a mesma sequência de “influência” e “poder” entre os atores, observa-se que o fluxo de continuidade da informação também não se apresenta (como regra geral) nas relações existentes na rede. Neste caso a força atinge seu ponto ótimo no primeiro passo.

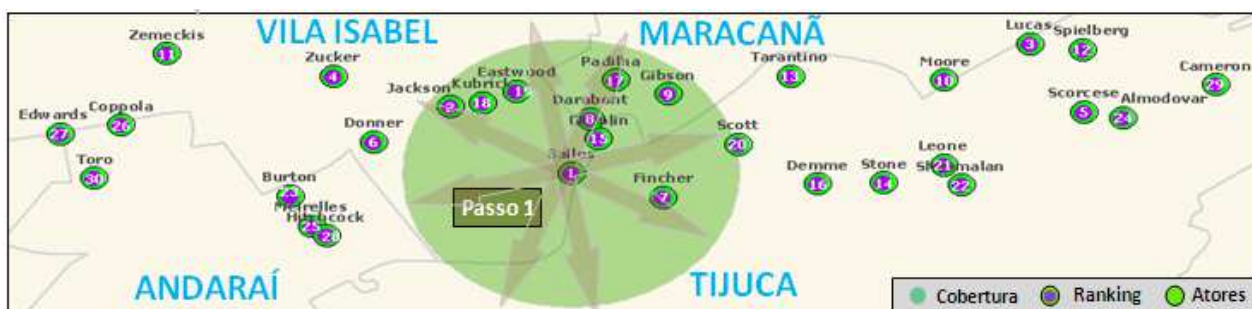


Figura 21 – Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva geoespacial beta.

Na perspectiva socioespacial gama (figura 5.11), verifica-se que existe uma continuidade até o segundo passo, entretanto, do terceiro em diante o fluxo segue aleatoriamente (ora consecutivo, ora não). Após este ponto, a rede passa a capturar os atores menos influentes, começando a ocupar áreas mais extensas.



Figura 22 – Continuidade do fluxo de informação da rede na perspectiva socioespacial gama.

Isto faz com que o ICAP decline sucessivamente, até que todos os atores sejam acrescentados ao resultado final, cujo tamanho da área (dimensão do universo geoespacial analisado) seja o mesmo para todos os elementos da rede em qualquer perspectiva analisada.

5 CONCLUSÃO

Baseado neste estudo de caso, ao observar o gráfico 4, é possível comparar o comportamento proporcional das forças de coesão acumuladas (FCP), através de cada passo sucessivo, para formação dos aglomerados mais poderosos, dentro das três perspectivas da rede. É possível observar que na perspectiva sócio-espacial gama, a partir do segundo passo (P2) e no decorrer de todo o processo, ela apresenta uma otimização melhor dos resultados do que as outras perspectivas da rede. Portanto, verifica-se que a força de coesão gama (FC-gama) é potencializada quando se consegue combinar os atores e relacionamentos que são estruturalmente equivalentes, assim como sendo também os mais “influentes” e “poderosos” da rede.

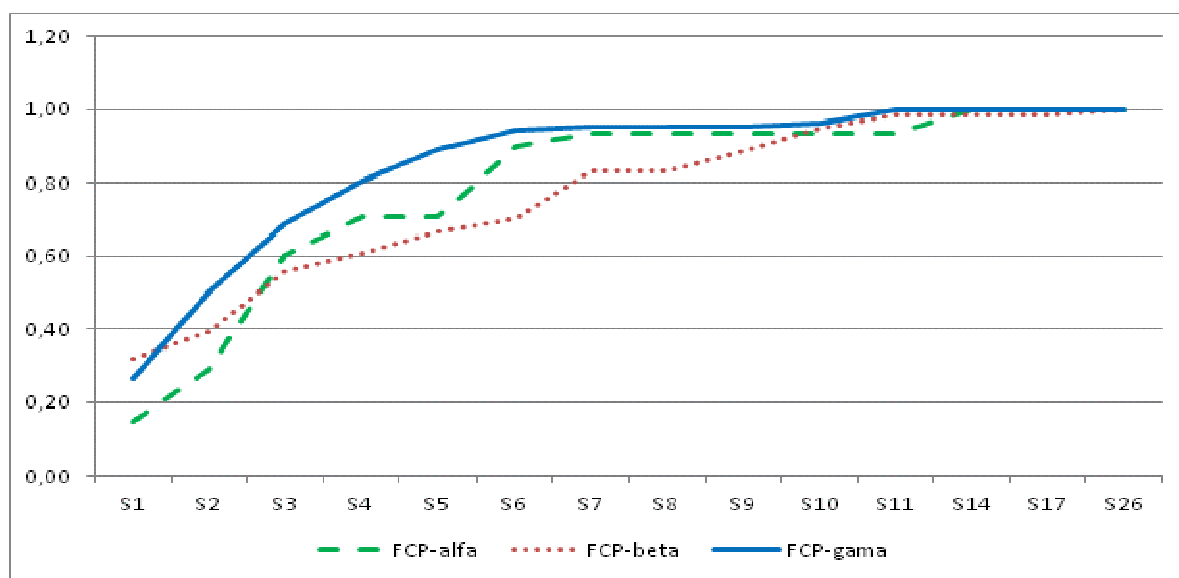


Gráfico 4 – Comparação entre a força de coesão proporcional (FCP) das três perspectivas.

Caso fosse utilizada apenas a dimensão geográfica (perspectiva beta), para classificar as relações entre os atores da rede, não seria possível obter vantagem de suas múltiplas afiliações para saltar grandes distâncias na perspectiva social alfa.

Uma vez que fossem espalhadas as relações dos atores por muitas dimensões (perspectivas diferentes), quando nenhum dos atores de uma rede fosse estruturalmente equivalente a atores de outra rede, poderia ser dito que as redes seriam aleatórias, onde, apesar de caminhos curtos existirem, eles não poderiam ser encontrados.

Segundo Watts, em análises de redes sociais, basta que se tenha apenas duas dimensões para que o desempenho ótimo ocorra. Neste estudo de caso o trabalho foi realizado

exatamente com duas dimensões, uma com ênfase social e outra geoespacial, porém com características distintas dentro do mesmo âmbito local.

Verificou-se também que, proporcionalmente, a força de adesão (FAP) na perspectiva gama possui a melhor otimização do espaço geográfico, garantindo que o mesmo permaneça, a maior parte do tempo, com valores menores que das outras redes, na medida em que novos passos consecutivos são executados.

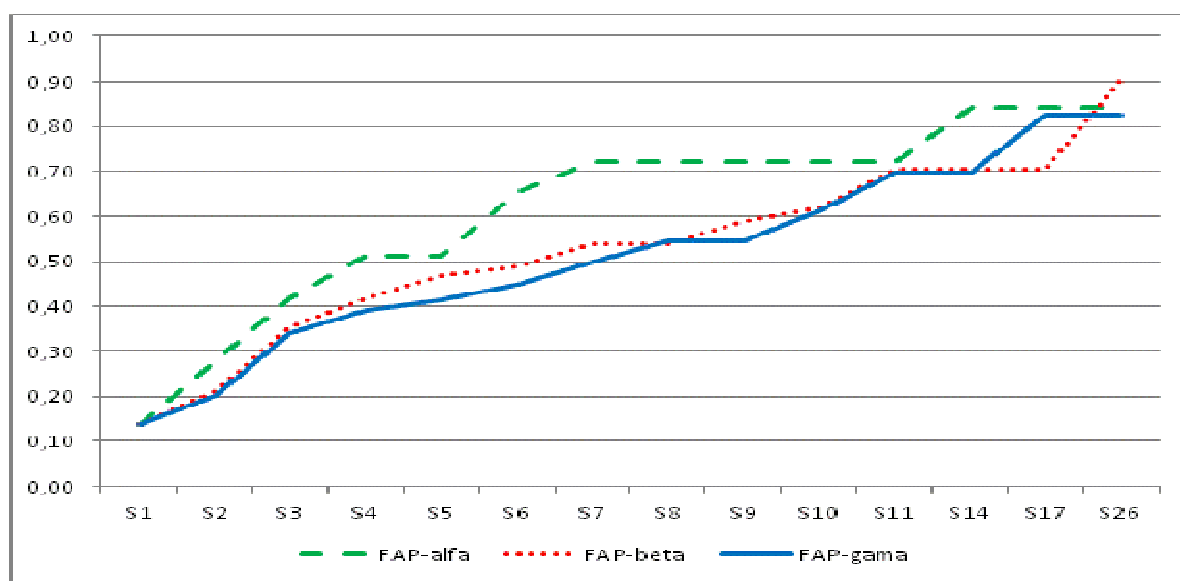


Gráfico 5 – Comparação entre a força de adesão proporcional (FAP) nas três perspectivas.

Na comparação do gráfico 5 entre as forças de adesão proporcionais (FAP) da rede, os passos necessários para se obter o ponto ótimo de cada uma, observou-se que a perspectiva gama supera as demais a partir do segundo passo (P2) e continua assim até oito passos a frente (P10), quando se equipara aos valores da rede na perspectiva beta. Ao completar 30 passos (que é o total de atores da rede) os índices tendem a convergir para um mesmo valor, representado pela totalidade da mancha (área em Km²) de cobertura.

De forma geral, a perspectiva geoespacial beta (aplicando a Triangulação de Delaunay), serviu para fortalecer o “poder de influência” entre os laços dos atores mais próximos geograficamente no espaço, determinando diretamente no resultado final do ICG-gama. Sabe-se também que a tendência desta rede (por possuir poucos elementos) é sempre apresentar os atores mais “poderosos” localizados no centro da área geográfica estudada.

No gráfico 6, pode-se identificar que o índice de capilaridade (ICAP) dos atores em cada um dos contextos da rede apresenta algumas características

diferenciadas devido a alguns fenômenos que ocorrem na medida em que novos passos são executados sucessivamente:

- a) uma baixa quantidade de elementos, que a caracteriza como uma rede mais homogênea (no aspecto global). Quando iniciado pelos atores mais influentes, o fluxo da informação ocorre de forma rápida nos primeiros passos, tendendo a diminuir a velocidade no decorrer do tempo.
- b) grandes áreas acumuladas de cobertura em relação à quantidade de atores e seu posicionamento geoespacial. A dispersão muito elevada (distância geoespacial) dos atores torna a força de adesão proporcional (FAP) da rede (como um todo) mais fraca que a força de coesão “local”, formada pelo maior “poder de influência” dos atores em alguns aglomerados.
- c) o raio de cobertura delimitado no início do estudo influencia diretamente os resultados finais dentro das três perspectivas estudadas para o cálculo das forças de coesão e adesão da rede.

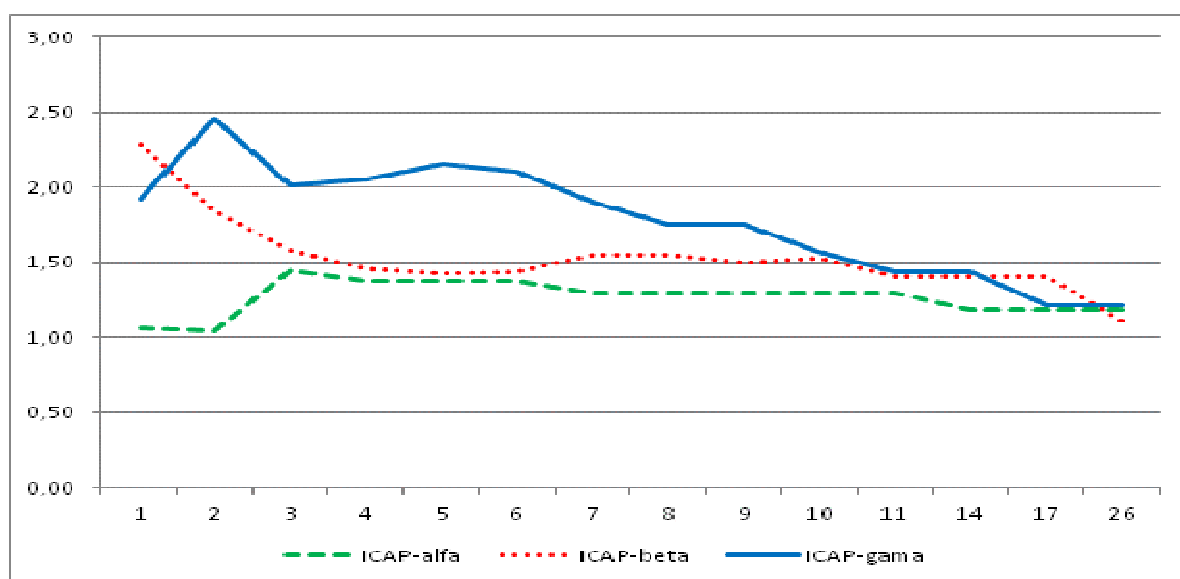


Gráfico 6 – Comparação entre os índices de capilaridade (ICAP) dos contextos da rede.

Verificou-se também que nas análises estatísticas convencionais, os dados relacionados à posição geográfica do elemento (ou conjunto de elementos) estão atrelados a um mero atributo da base informacional. Características censitárias, por exemplo, são divididas em subconjuntos de áreas que representam dados consolidados de todos os

elementos existentes em uma região específica. Logo, a granularidade da informação do elemento não existe.

Desta forma, muitas empresas grandes (sejam elas públicas ou privadas) que possuem grandes volumes de informações de pessoas (clientes ou cidadãos), fazem uso de todo conteúdo de sua pesquisa de forma amostral, inserindo cálculos em diversas análises estatísticas para quase todas as situações. Uma alternativa de aplicação empírica para pesquisas em redes sociais seria utilizar as informações mais “granulares” de sua própria base informacional para analisar os relacionamentos existentes e trazer resultados mais detalhados e eficazes sobre os elementos estudados.

A diferença entre um atributo espacial e uma informação geoespacial do elemento está exatamente na maneira como pode ser representada e trabalhada esta informação quando são utilizadas corretamente as técnicas, ferramentas e acima de tudo as áreas do conhecimento humano, como a matemática, estatística, informática, marketing, física e a sociologia. Todas estas disciplinas são hoje apropriadas pelas recentes pesquisas em análises de rede social e foram de extrema importância para elaboração desta dissertação.

Todavia, não é por acaso que isto acontece, pois no mundo das redes, estas disciplinas tem algo a oferecer e ainda muito a aprender. Nenhuma delas possui a abrangência isolada de todo o domínio desta ciência e talvez nunca a tenha. A chave do “quebra-cabeça” é a forma como todas elas se interligam para formar uma imagem unificada que ainda está longe de ser completada.

Em algum momento das análises de redes “socioespaciais”, pode ser necessário recorrer à técnicas mais avançadas em geostatística, como o cálculo do inverso da distância (IDW) ou *krigagem* para obter e visualizar projeções no tempo e no espaço. Empresas de telecomunicação estão fazendo uso mais frequente destas técnicas em seus departamentos de *Marketing*, Engenharia e TI a fim de encontrar novas oportunidades de expansão para seus mercados.

Para o IBGE, os dados dos setores censitários disponibilizados em formatos CAD ou *shape* representam aglomerados formados pela quantidade média de 300 residências. Quando se atribui, por exemplo, em um mapa temático, numa cidade como o Rio de Janeiro, valores dos setores censitários: renda, escolaridade ou faixa-etária, percebe-se que os mesmos não seguem um padrão homogêneo de distribuição.

Nos bairros onde residem os atores deste estudo de caso, a grande maioria dos setores (80%) pertencente à faixa de renda compreendida entre 10 a 20 salários mínimos, o que corresponde à uma classe econômica média (C), enquanto 8% corresponde à uma classe econômica média-alta (B) com renda entre 21 a 33 salários-mínimos e apenas 1% pertencente a uma classe alta (A). O restante (12%) está distribuído entre as classes D e E.

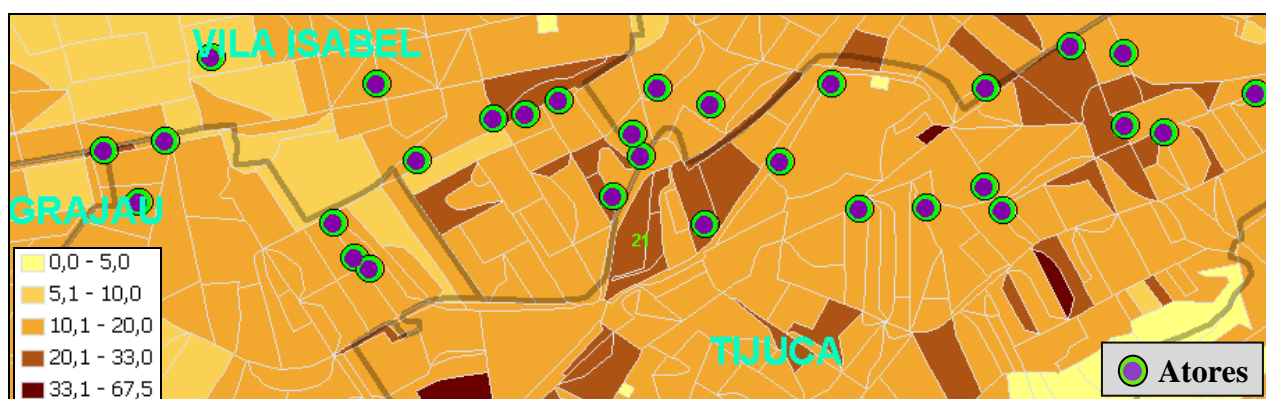


Figura 23 - Dados Censitários IBGE – 2000. Divisão temática em salários-mínimos.

Conclui-se que, apesar de haver semelhanças entre os atores sobre o aspecto da classe social e econômica, não foi possível aprofundar o estudo baseado nas relações entre eles. Logo, os dados fornecidos pelo IBGE ajudam bastante numa análise de comportamento de massa delimitado para esta região, mas não numa ação focada no relacionamento entre os atores desta região. O estudo de caso abordou 113 clientes que foram consolidados em 30 famílias localizadas na região dos bairros que abrangem a Grande Tijuca, na cidade do Rio de Janeiro.

A maioria das coisas que o homem conhece no mundo pode ser representada geograficamente em algum lugar no tempo e no espaço. Logo, considerar o aspecto geográfico numa análise deve ser mais do que simplesmente atribuir uma informação espacial ou temporal a uma característica do elemento.

Segundo Milton Santos, os elementos do espaço estão submetidos a variações quantitativas e qualitativas. Desse modo, eles devem ser considerados como variáveis. A cada momento histórico cada elemento muda seu papel e sua posição no sistema temporal e no sistema espacial e, a cada momento, o valor de cada qual deve ser tomado da sua relação com os demais elementos e com o todo. Isso significa que eles variam e mudam seu valor segundo o movimento da História. (SANTOS, 1985)

Em um mesmo lugar, cada elemento está sempre variando de valor, porque cada elemento do espaço entra em relação com os demais, e essas relações são em grande parte ditadas pelas condições do lugar. Sua evolução conjunta num lugar ganha características próprias, ainda que subordinadas ao movimento do todo, isto é, do conjunto dos lugares. O valor da variável não é função dela própria, mas do seu papel no interior de um conjunto. Quando este muda de significação, de conteúdo, de regras ou leis, também muda o valor de cada variável. (SANTOS, 1985)

Logo, considerando a ARS do estudo de caso, é possível concluir que a influência que os atores possuem, depende não somente de suas relações sociais encontradas nas chamadas telefônicas entre eles, mas também do relacionamento natural já existente em função de suas posições espaciais (e temporais) dentro do local estudado. E baseado nesta afirmação, foi verificado também que os relacionamentos espaciais e temporais existem independentes dos atores de uma rede social saberem ou não que eles existem, e – geralmente - o fluxo da informação que trafega em uma rede encontrará sempre o menor caminho, a exemplo de uma epidemia ou a energia que flui por uma rede elétrica.

Apesar de não ser possível garantir a continuidade do fluxo da informação entre os atores da rede em suas diferentes perspectivas, o resultado final encontrado na perspectiva socioespacial gama é significativamente melhor do que os resultados apresentados individualmente na perspectiva social alfa e geoespacial beta.

A equivalência estrutural encontrada entre atores das duas primeiras perspectivas possibilitou observar novas formas para solução de problemas aos quais até então, não haviam sido considerados. Quando aplicada a solução, gerou uma nova perspectiva que proporcionou resultados mais eficazes para a análise da rede “socioespacial”.

Portanto, neste estudo de caso, o índice de capilaridade da rede (ICAP) pôde “nortear” melhor uma ação para iniciar a análise do fluxo de informação dentro da rede. Este índice, por exemplo, pode auxiliar na escolha de potenciais atores (clientes), dando início ao processo de aproximação de um produto ou serviço dentro de mercados de utilidades (comunicação, segurança, transporte, energia, etc.), otimizando os custos finais com operações em campo, manutenção e investimentos em *marketing*. Sugestões para o debate sobre novas perspectivas são bem-vindas a fim de trazer diferentes visões e aplicações ao modelo de capilaridade desenvolvido neste trabalho.

Para dar prosseguimento em novas análises utilizando os índices de capilaridade (ICAP), pesquisas poderiam buscar maneiras diferentes de analisar atores de uma região, utilizando critérios de relacionamento como: quantidade de chamadas recebidas (recebedores); quantidade de chamadas discadas (ligadores); receita líquida por chamadas; tempo de relacionamento entre os atores; tempo médio de conversação por ator; período do dia em que mais realizam as chamadas; etc. Afinal, todos estes critérios ou a combinação deles, podem constituir o tipo de relacionamento que são possíveis descrever em função do tempo e do espaço.

Outra aplicação útil seria identificar a influência do atributo geoespacial buscando correlacionar os elos da rede com seus respectivos CEPs. Desta forma, seria possível selecionar, inclusive, atores fora da rede que também sofrem influência.

Quando o universo da análise é subdividido em grupos menores e mais específicos, faz-se uso de múltiplas dimensões simultaneamente. Às vezes, a proximidade geográfica é crítica, mas em outros momentos, trabalhar na mesma indústria, frequentar a mesma universidade, ou gostar do mesmo tipo de música pode ser muito mais significativo para identificar quem uma pessoa conhece do que o lugar onde ela mora.

“Estar próximo a uma determinada dimensão não implica necessariamente proximidade em outra” (Watts, 2003). O fato de uma pessoa ter crescido na cidade do Rio de Janeiro não dá à ela maior probabilidade de ser engenheira ou bióloga do que ela tivesse nascido na Nova Zelândia. Da mesma forma, pertencer a uma profissão não implica necessariamente que pessoas vivam próximas a outros profissionais da mesma área. Numa escala temporal, regras muito simples com ações individuais podem gerar uma complexidade espantosa quando muitos indivíduos interagem ao longo do tempo, cada qual tomando decisões que dependem de decisões passadas.

Em nenhum outro país existe um entusiasmo tão grande pelas amizades virtuais como o Brasil. Qual é o impacto de tais sites na maneira como as pessoas se relacionam? Recentemente, sociólogos, psicólogos e antropólogos passaram a buscar uma resposta para essas perguntas. Eles concluíram que essa comunicação não consegue suprir as necessidades afetivas mais profundas dos indivíduos. A Internet tornou-se um vasto ponto de encontro de contatos superficiais.

É o oposto do que, segundo escreveu o filósofo grego Aristóteles (384-322 a.C.), de fato aproxima os amigos: "Eles precisam de tempo e de intimidade; como diz o ditado, não

podem se conhecer sem que tenham comido juntos a quantidade necessária de sal". Por isso, combinar outras origens de informações, como as mídias sociais (Twitter, Facebook, LinkedIn, etc), pode trazer resultados ainda mais eficazes, além de utilizar outros índices de centralidade (autovetor, *tabu search*, etc.).

"O tamanho médio do núcleo de amigos próximos parece estar diminuindo, enquanto a rede de contatos fracos aumenta". Cresceram as relações superficiais, efêmeras, e reduziram-se as mais afetivas, profundas. Neste caso, seria uma oportunidade de efetuar um trabalho, por exemplo, baseado nas relações dos laços fracos (Granovetter, 1994) utilizando o aspecto "socioespacial-temporal". Não faltam perspectivas, oportunidades e motivação para continuar com novas pesquisas neste campo ainda pouco explorado.

REFERÊNCIAS

ARONOFF, S. (1989). *Geographic Information Systems: A Management Perspective*. Ottawa: WDL Publications.

AZEVEDO, Luiz Henrique Aguiar. *Introdução a Geomática*. (Acessado em 20/12/2010. http://www.sensora.com.br/index.php?option=com_content&view=article&id=79&Itemid=72)

BARABÁSI, Albert-László. Linked. (2003) *How Everything is Connected to Everything else and What it means for Business, Science and Everyday Life*. Cambridge: Plume.

BLONDEL, Vincent D. et al. (2008). *Fast unfolding of communities in large networks*. Review: J. Stat. Mech. P10008. Cornell University Library.

BONACICH, P. (1987). *Power and centrality: a family of measures*. American Journal of Sociology 92, 1170-1182.

BORGATTI, Steven, Martin Everett, and Linton Freeman. (1992). *UCINET IV Version 1.0 User's Guide*. Columbia, SC: Analytic Technologies.

BRAGA, M. et al. (2007). *Mundos pequenos, produção acadêmica e grafos de colaboração: um estudo de caso dos Enanpads*. Revista de Administração Pública – RAP. Fundação Getúlio Vargas – Ebape. Rio de Janeiro em 2008.

BURT, Ronald S. (1982). *Toward a structural theory of action: Network models of social structure, perception, and action*. New York: Academic Press.

CÂMARA, Gilberto et al. (1999). *Geoprocessamento: Teoria e Aplicações*. Laboratório de Geoprocessamento. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Disponível em: <http://www.ptr.poli.usp.br/ptr/SITE-ANT/Cursos/AnaliseEspacial/index.html>. Acessado em: 15/10/2010.

CARVALHO, Mercya Rose de Oliveira. (2002). *Redes Sociais: convergências e paradoxos na ação estratégica*. ENANPAD, Salvador- Bahia. Anais do XXVI.

CASANOVA, M. et al. *Bancos de Dados Geográficos*. Brasil, MundoGeo, 2005. 506 p.

COLEMAN, James, Elihu Katz, and Herbert Menzel. (1957). *The diffusion of an innovation among physicians*, *Sociometry*, 20: 253-270

COMBOA, João. Triangulação de *Delaunay*. (Acessado em 23/10/2010).

<http://www.inf.ufrgs.br/~comba/cmp189-files/class22-23.pdf>.

CROSS, Rob, **BORGATTI**, Stephen P. e **PARKER**, Andrew. (2004). *Making Invisible Work Visible: Using Social Network Analysis to Support Strategic Collaboration*. Review: The Network Roundtable at the University of Virginia. University of Virginia.

CRUZ, Isolina e **CAMPOS**, Vânia Barcellos Gouvêa. (2005) *Sistemas de informações geográficas aplicados à análise espacial em transporte, meio ambiente e ocupação do solo*. In: Rio Transportes III, 2005, Rio de Janeiro, 2005.

DEGENNE, Alain e **FORSÉ**, Michel. (1999). *Introducing Social Networks*. London: Sage, 1999.

ERDÖS, Paul e **RÉNYI**, Alfréd. (1960). *On the evolution of random graphs*. Publicado pelo Instituto de Matemática da Academia de ciências da Hungria. Vol. 5. Budapeste. (1960).

FREEMAN, Linton C. (1979). *Centrality in social networks: Conceptual clarification*, *Social Networks*, 1: 215-39.

FREEMAN, Linton C. (1988). *Computer programs for social network analysis*.

Universidade da Califórnia, Irvine. Conexión. 1988. Volume XI. Number 2.

FREEMAN, Linton C. (2004). *The development of social network analysis. A study of sociology of science*. Library of Congress. BookSurge, LLC. 2004. North Charleston. South Carolina.

GARTON, L., Haythornthwaite, C., e **WELLMAN**, B. (1997). *Studying online social networks*. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 3, 1. (Acessado em 12/09/2010. <http://www.ascusc.org/jcmc/vol3/issue1/garton.html>).

GENNES, Pierre-Gilles de. (2002). *Capillarity and Wetting Phenomena: Drops, Bubbles, Pearls, Wave*. Library of Congress Cataloging in Publication Data. Springer-Science+Business Media, Inc. Translate by Axel Reisinger of the French edition in 2010.

GIRVAN, M. e NEWMAN, M. E. J. (2002). *Community structure in social and biological networks*. Editado por Lawrence A. Shepp, Rutgers, State University of New Jersey–New Brunswick, Piscataway, NJ, aprovado em 6 de abril de 2002 (recebido para revisão em 6 de dezembro de 2001).

GLOVER, Fred. *Tabu Search – Part I.* (1988). Orsa Journal on Computing. Vol 1, no. 3.

GRANOVETTER, Mark. (1994). *Getting a Job*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

GRANOVETTER, Mark. *The Strength of Weak Ties.* (1973) American Journal of Sociology, 78, 1360-1380.

HANNEMAN, R. A. and M. Riddle (2005). *Introduction to Social Network Methods*. Riverside, CA: University of California, Riverside (publicado em formato digital em <http://www.faculty.ucr.edu/hanneman/nettext>)

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Dados Geográficos do Censo 2000. Disponível em <http://www.ibge.net>. (Acessado em 02/09/2010)

JOSHI, Anupam et al. (2008) *Social Ties and their Relevance to Churn in Mobile Telecom Networks*. Book Title: Proceedings of the 11th international conference on Extending database technology: Advances in database technology. UMBC ebiquity (<http://ebiquity.umbc.edu/paper>)

KREBS, Valdis E. (2002). *Mapping Networks of Terrorist Cells*. Review: Connections 24(3): 43-52. INSNA. (https://unifr.ch/econophysics/paper/show/id/net_0203001)

MARTELETO, Regina Maria et al. (2001). *Análises de redes sociais – aplicação nos estudos de transferência da informação*. Ciência da Informação. Inf., Brasília, v. 30, n. 1, p.71-81, jan./abr. 2001.

MARTELETO, Regina Maria et al. (2003). *Redes e capital social: o enfoque da informação para o desenvolvimento local*. Ciência da Informação. Inf., Brasília, v. 33, n. 3, p.41-49, set./dez. 2004.

MARTÍNEZ A. et al. (2003). *Combining qualitative evaluation and social network analysis for the study of classroom social interactions*. Scientific Literature Digital Library and Search Engine (<http://citeseerx.ist.psu.edu/>)

MARTINS, Daniel Gouveia de Mello. (2007) *Análise do espaço e seus elementos na perspectiva de Milton Santos*. (Acesso em 9/8/2010).
<http://www.webartigos.com/articles/1563/1/Analise-Do-Espaco-E-Seus-Elementos-Na-Perspectiva-De-Milton-Santos/pagina1.html#ixzz1DIyK0muE>)

MARX, Karl. (1849). *Trabalho Assalariado e Capital. (Lohnarbeit und Kapital)*. Separata da Neue Rheinische Zeitung de 1849. Com uma introdução de Friedrich Engels, Berlim, 1891. Traduzido do alemão. Editorial "Avante!" - Edições Progresso Lisboa - Moscovo, 1982.

MATHEUS, Renato Fabiano Soares. (2005) *Método de análise de redes sociais de informação associadas a processos organizacionais*. Dissertação (Mestrado em Ciência da Informação) - Escola de Ciência da Informação, UFMG, Belo Horizonte.

MIRANDA, José Iguelmar. (2010). *Fundamentos de Sistemas de Informações Geográficas*. 2ª. edição revista e atualizada. Embrapa Informação Tecnológica. Brasília, DF.

MUSTARO, Pollyana Notargiacomo. e **RODRIGUES**, L. C. (2008). *Proposta de Serious Game para Cursos de Metodologia Científica em áreas tecnológicas*. In: International Conference on Engineering and Technology Education (INTERTECH'2008), 2008, Santos. p. 989-902.

PARK, Han Woo. (2003). *Hyperlink Network Analysis: A New Method for the Study of Social Structure on the Web*. Scientific Literature Digital Library and Search Engine (<http://citeseerx.ist.psu.edu/>)

PINTO, Áureo Magno Gaspar e **JUNQUEIRA**, Luciano Antonio Prates. (2008). *A análise de redes sociais como ferramenta de diagnóstico das relações de poder*. Revista Eletrônica de Gestão de Negócios - eGesta. v. 4, n. 1, jan.-mar./2008, p. 33-59. Faculdade de Ciências Económicas e Empresariais - Universidade de Santiago de Compostela.

RECUERO, Raquel da Cunha. (2006). *Um estudo do Capital Social gerado a partir de Redes Sociais no Orkut e nos Weblogs*. Laboratório de Interação Mediada por Computador - LIMC. UFRGS.

RECUERO, Raquel. *Redes Sociais na Internet: Considerações Iniciais*. (2004). Trabalho enviado para o Núcleo de Pesquisa (NP-08) de Tecnologia da Comunicação e Informação do IV Encontro dos Núcleos de Pesquisa da XXVII INTERCOM realizado em Porto Alegre, RS, em setembro de 2004. Disponível em: <http://pontomidia.com.br/raquel/intercom2004final.pdf>
[Acesso em 10/06/2010](#)

SANTOS, Milton. (1985). *Espaço e Método*. Editora AMPUB Comercial Ltda.

SANTOS, Milton. (1986). *A natureza do espaço: técnica e tempo, razão e emoção*. Editora Hucitec, São Paulo, 1996.

SCHARNOHORST, Andrea. (2003). *Complex Networks and the Web: Insights From Nonlinear Physics*. Journal of Computer Mediated Communication, V. 8, issue 4. Disponível em <http://www.ascusc.org/jcmc/vol8/issue4/scharhorst.html>.

SCOTT, J. (1991). *Social network analysis: a handbook*. Segunda Edição (2000). Sage Publication. London.

TOMAÉL, Maria Inês e **MARTELETO**, Regina Maria. (2006). *Redes Sociais: posições dos atores no fluxo da informação*. Revista Eletrônica de Biblioteconomia. Departamento de Ciência da Informação, Florianópolis. UEL, Londrina.

WASSERMAN, Stanley, and Katherine Faust. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press.

WATTS, Duncan J. *Six Degrees. The Science of a Connected Age*. (2003) New York: W. W. Norton & Company, 2003.

WELLMAN, Barry. (1999) *Structural Analysis: from method and metaphor to theory and substance*. In: **WELLMAN B.** e **BERKOWITZ, S. D.** (editores). *Social Structures: A Network Approach*. Cambridge: Cambridge Press.

ANEXO 1 - Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva social alfa.

DISPLAY

width of field: MIN
 # of decimals: MIN
 Rows to display: all
 Columns to display: all
 Row partition:
 Column partition:
 Input dataset: ARS_Alpha (D:\SNA\Projeto Mestrado UERJ\ARS_Alpha)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3						
	L	S	S	C	S	K	T	G	E	J	D	E	H	C	P	S	T	Z	D	B	C	S	A	M	Z	D	M	L	F	S							
1 Lucas	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1						
2 Spielberg	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1						
3 Scorsese	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1						
4 Coppola	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1						
5 Stone	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1						
6 Kubrick	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1					
7 Tarantino	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1					
8 Gibson	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1					
9 Edwards	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0					
10 Jackson	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0				
11 Donner	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1			
12 Eastwood	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0			
13 Hitchcock	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0			
14 Chaplin	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0			
15 Padilha	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0			
16 Salles	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0		
17 Toro	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0		
18 Zemeckis	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0		
19 Darabont	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0		
20 Burton	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
21 Cameron	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	
22 Scott	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	
23 Almodovar	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	
24 Meirelles	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	
25 Zucker	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	
26 Denme	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	
27 Moore	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	
28 Leone	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0
29 Fincher	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
30 shyamalan	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	

Matrix has 30 rows, 30 columns, and 1 levels.

ANEXO 2 - Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva geoespacial beta.

DISPLAY

```
-----
width of field:          MIN
# of decimals:          MIN
Rows to display:        all
Columns to display:     all
Row partition:
Column partition:
Input dataset:          ARS_Beta (D:\SNA\Projeto Mestrado UERJ\ARS_Beta)
```

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	2	2	2	2	2	2	2	3						
	L	S	S	C	S	K	T	G	E	J	D	E	H	C	P	S	T	Z	D	B	C	S	A	M	Z	D	M	L	F	S						
1 Lucas	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0					
2 Spielberg	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0					
3 Scorcese	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1					
4 Coppola	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0					
5 Stone	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0					
6 Kubrick	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
7 Tarantino	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0				
8 Gibson	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0				
9 Edwards	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
10 Jackson	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0				
11 Donner	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0				
12 Eastwood	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
13 Hitchcock	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0				
14 Chaplin	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1				
15 Padilha	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
16 Salles	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0			
17 Toro	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
18 Zemeckis	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0			
19 Darabont	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
20 Burton	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0		
21 Cameron	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
22 Scott	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		
23 Almodovar	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
24 Meirelles	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
25 Zucker	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
26 Demme	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	
27 Moore	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
28 Leone	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
29 Fincher	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
30 Shyamalan	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

Matrix has 30 rows, 30 columns, and 1 levels.

ANEXO 3 - Matriz multiplex

DISPLAY

```
-----
width of field:          MIN
# of decimals:          MIN
Rows to display:        all
Columns to display:     all
Row partition:
Column partition:
Input dataset:          Multiplex (D:\SNA\Projeto Mestrado UERJ\Multiplex)
```

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3
	L	S	S	C	S	K	T	G	E	J	D	E	H	C	P	S	T	Z	D	B	C	S	A	M	Z	D	M	L	F	S	
1 Lucas	0	2	2	3	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	3	2	3	3	3	3	0	0	3	2	3	3	3		
2 Spielberg	2	0	1	3	3	0	0	0	0	3	0	0	3	3	3	3	3	3	3	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	
3 Scorsese	2	1	0	3	0	3	0	0	3	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	3	3	3	2	0	3	0	1	1	0	2	
4 Coppola	3	3	3	0	0	3	3	3	1	0	3	0	3	3	3	0	1	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
5 Stone	0	3	0	0	0	0	1	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	2	1	0	2	
6 Kubrick	0	0	3	3	0	0	3	3	0	1	0	1	0	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	
7 Tarantino	0	0	0	3	1	3	0	1	3	0	3	0	0	0	3	0	0	0	3	0	3	1	0	0	0	1	2	0	0	3	
8 Gibson	0	0	0	3	0	3	1	0	0	0	0	3	0	2	2	0	0	3	1	0	3	1	0	0	0	3	3	0	1	3	
9 Edwards	0	0	3	1	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	1	1	0	0	3	0	3	0	3	3	3	0	0	0	
10 Jackson	3	0	0	0	3	1	0	0	0	0	2	2	0	0	3	1	0	0	0	0	3	0	3	3	2	3	3	0	0	0	
11 Donner	0	3	0	3	0	0	3	0	0	2	0	3	1	0	3	0	0	0	0	1	3	0	3	2	2	3	3	0	0	3	
12 Eastwood	0	0	3	0	0	1	0	3	3	2	3	0	3	3	2	3	3	3	0	3	3	0	3	3	3	3	3	0	0	0	
13 Hitchcock	0	0	3	3	0	0	0	0	3	0	1	3	0	0	3	0	0	3	0	0	3	0	3	2	3	3	3	0	0	0	
14 Chaplin	0	3	0	3	0	3	0	2	3	0	0	3	0	0	3	2	0	3	1	0	3	3	3	3	3	3	0	1	0	0	
15 Padilha	0	3	0	3	3	3	3	2	3	3	3	2	3	3	0	3	0	3	1	0	0	0	0	3	3	3	3	0	3	0	
16 Salles	1	3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	3	0	2	3	0	3	3	1	0	3	0	0	3	3	0	0	0	1	0	
17 Toro	0	3	0	1	3	0	0	1	0	0	3	0	0	0	3	0	0	3	0	0	3	3	0	3	3	0	3	0	0	3	0
18 Zemeckis	3	3	0	2	3	0	0	3	1	0	0	3	3	3	3	3	3	0	3	0	3	3	0	0	2	0	0	0	0	0	
19 Darabont	2	3	0	3	3	0	3	1	0	0	0	0	1	1	1	0	3	0	3	0	3	3	0	3	0	0	0	0	0	0	
20 Burton	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	3	0	1	2	0	0	0	0	
21 Cameron	3	1	3	3	3	0	3	3	3	3	3	3	3	0	3	3	3	0	3	0	3	1	3	3	3	3	3	3	3	0	
22 Scott	3	0	3	3	3	0	1	1	0	0	0	0	0	3	0	0	3	3	3	3	3	0	3	3	0	1	3	0	1	0	
23 Almodovar	3	1	2	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	0	0	3	0	1	3	0	3	3	0	0	0	0	0	0	
24 Meirelles	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	2	3	2	3	3	3	0	0	0	1	3	3	3	0	3	0	0	0	0	0	
25 Zucker	0	0	3	3	3	0	0	0	3	2	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3	0	3	3	0	3	0	0	0	0	
26 Demme	3	0	0	3	1	0	1	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	3	1	0	0	3	0	3	3	2	3	0	
27 Moore	2	0	1	3	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	3	0	2	0	0	0	
28 Leone	3	0	1	3	1	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	3	2	0	0	2	
29 Fincher	3	0	0	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	3	1	0	0	0	0	3	1	0	0	0	2	0	0	0	0	
30 Shyamalan	3	3	2	3	2	3	3	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0	0	

Matrix has 30 rows, 30 columns, and 1 levels.

ANEXO 4 - Matriz referente à análise de rede sob a perspectiva socioespacial gama.

DISPLAY

width of field: MIN
 # of decimals: MIN
 Rows to display: all
 Columns to display: all
 Row partition:
 Column partition:
 Input dataset: 2 (D:\SNA\Projeto Mestrado UERJ\ARS_Gama)

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3		
		L	S	S	C	S	K	T	G	E	J	D	E	H	C	P	S	T	Z	D	B	C	S	A	M	Z	D	M	L	F	S		
1	Lucas	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	Spielberg	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	Scorcese	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	
4	Coppola	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
5	Stone	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	
6	Kubrick	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	Tarantino	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
8	Gibson	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	Edwards	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
10	Jackson	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
11	Donner	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	
12	Eastwood	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
13	Hitchcock	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
14	Chaplin	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	Padilha	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	Salles	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	Toro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	Zemeckis	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
19	Darabont	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	Burton	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
21	Cameron	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	Scott	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	Almodovar	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	Meirelles	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
25	Zucker	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
26	Demme	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
27	Moore	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
28	Leone	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	
29	Fincher	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
30	Shyamalan	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

Matrix has 30 rows, 30 columns, and 1 levels.

