

INÁCIO FERNANDES DE ARAÚJO JUNIOR

DIFUSÃO DE INOVAÇÕES EM REDES DE INFLUÊNCIA SOCIAL

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Economia, para a obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2014

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

A663d
2014

Araújo Junior, Inácio Fernandes de, 1988-
Difusão de inovações em redes de influência social / Inácio
Fernandes de Araújo Junior. – Viçosa, MG, 2014.
viii, 51f. : il. ; 29 cm.

Inclui anexos.

Orientador: Newton Paulo Bueno.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Psicologia social. 2. Grupos sociais. 3. Influência social.
 4. Difusão de inovações. 5. Análise de redes sociais.
- I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Economia.
Programa de Pós-graduação em Economia. II. Título.

CDD 22. ed. 302

INÁCIO FERNANDES DE ARAÚJO JUNIOR

DIFUSÃO DE INOVAÇÕES EM REDES DE INFLUÊNCIA SOCIAL

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Economia, para a obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 20 de fevereiro de 2014.

Roberto Max Protil

Luciano Dias de Carvalho
(Coorientador)

Newton Paulo Bueno
(Orientador)

A minha família
A Débora, até ao último instante

AGRADECIMENTOS

Gostaria de demonstrar meus sinceros agradecimentos às instituições e às pessoas que possibilitaram a realização deste trabalho. Inicialmente, agradeço ao Departamento de Economia e ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Viçosa – UFV, pela oportunidade e suporte para a concretização deste estudo.

Agradeço, em especial, ao meu orientador, Newton Paulo Bueno, que me estimulou a conquistar novos conhecimentos e me apresentou novas oportunidades, com contribuição essencial à minha formação intelectual e profissional.

Agradeço, também, aos professores Luciano Dias de Carvalho e Roberto Max Protil, membros da banca examinadora, pela disponibilidade de participar da defesa e pelas contribuições.

Aos professores do Departamento de Ciências Econômicas da UFV, especialmente àqueles que fizeram parte da minha formação acadêmica, por compartilharem seus conhecimentos.

A minha família pelo apoio incondicional em todos os momentos de minha vida, que me estimulou a superar barreiras e alcançar objetivos na vida.

A Débora Mello Furtado de Mendonça, pelo apoio, amor e compreensão, que tem sido a minha inspiração para novas conquistas.

A Elda Fontinele Tahim, pela amizade e por todo o incentivo, que muito tem contribuído para a minha formação e conquistas acadêmicas.

Aos meus colegas e amigos por compartilharem inúmeras situações e pelo convívio do qual se formaram muitas experiências. Em especial, John Leno, Felipe Miranda e Rafael Campos, que deram valorosas contribuições na realização desta pesquisa.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE TABELAS E GRÁFICOS	vi
RESUMO.....	vii
ABSTRACT	viii
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Considerações iniciais	1
1.2 Objetivos	3
1.2.1 Objetivo geral.....	3
1.2.2 Objetivos específicos	3
1.3 Organização do trabalho.....	3
2. MODELOS DE DIFUSÃO EM NETWORKS SOCIAIS	5
2.1 Características do <i>network</i> e o processo de difusão	6
2.2 Difusão em redes de mundo pequeno	10
3. REFERENCIAL METODOLÓGICO.....	13
3.1 Análise de redes sociais.....	13
3.1.1 Medidas de centralidade dos indivíduos	13
3.1.2 Medidas estruturais do <i>network</i>	16
3.2 Modelagem baseada em agentes	21
3.2.1 Por que utilizar a modelagem baseada em agentes?	21
3.2.2 Pressupostos do modelo	22
3.2.3 Funcionamento do modelo.....	24
3.2.4 Universo da pesquisa	25
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
4.1. Características dos <i>networks</i>	27
4.1.1 Medidas de centralidade dos indivíduos	27
4.1.2 Medidas estruturais do <i>network</i>	29
4.1.3 Redes de mundo pequeno	32
4.2 Modelo de simulação.....	34
5. CONCLUSÕES	41
BIBLIOGRAFIA	43
ANEXOS	47

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Processo de introdução de conexões aleatórias entre os agentes de uma rede regular e de uma rede aleatória	12
Figura 2. Diagrama de uma rede social	15
Figura 3. Matriz de adjacência da rede social representada na Figura 3, caso de uma matriz não-simétrica.....	15
Figura 4. Estrutura <i>core/periphery</i> em uma rede social	19
Figura 5: Matriz com perfeita estrutura core/periphery..	20
Figura 6. Troca de informações entre os agentes do <i>network</i>	24
Figura 7. Gráfico de estado da modelagem baseada em agentes	25
Figura 8. Diagrama <i>network</i> 1.....	28
Figura 9. Diagrama <i>network</i> 2.....	29
Figura 10. Diagrama <i>network</i> 2A – rede de mundo pequeno com acréscimo de 1% de conexões aleatórias	34
Figura 11. Diagrama <i>network</i> 2B – rede de mundo pequeno com acréscimo de 10% de conexões aleatórias	34
Figura 12. Matriz de adjacência da turma 1 (<i>network</i> 1).....	48
Figura 13. Matriz de adjacência da turma 2 (<i>network</i> 2).....	48
Figura 14. Estrutura <i>core/periphery</i> do <i>network</i> 1	50
Figura 15. Estrutura <i>core/periphery</i> do <i>network</i> 2	50
Figura 16. Estrutura <i>core/periphery</i> do <i>network</i> 2A – rede de mundo pequeno com 1% de conexões aleatórias	51
Figura 17. Estrutura <i>core/periphery</i> do <i>network</i> 2B – rede de mundo pequeno com 10% de conexões aleatórias	51

LISTA DE TABELAS E GRÁFICOS

Tabela 1. Medidas estruturais dos <i>networks</i> 1 e 2	30
Tabela 2. Medidas estruturais do <i>network</i> 2 após a criação das redes de mundo pequeno.....	33
Tabela 3. Medidas de centralidade do <i>network</i> 1	49
Tabela 4. Medidas de centralidade do <i>network</i> 2	49
Gráfico 1. Simulação da difusão iniciando em adotantes escolhidos aleatoriamente no <i>network</i> 1	35
Gráfico 2. Simulação da difusão iniciando nos agentes com maiores centralidades <i>indegree</i> e <i>betweenness</i> no <i>network</i> 1	37
Gráfico 3. Simulação da difusão iniciando de forma aleatória no <i>network</i> 2	37
Gráfico 4. Simulação da difusão iniciando no agente com maior centralidade <i>betweenness</i> , após o preenchimento da lacuna estrutural no <i>network</i> 2.....	38
Gráfico 5. Simulação da difusão iniciando no agente com maior centralidade <i>betweenness</i> no <i>network</i> 2A (1% de conexões aleatórias) e no <i>network</i> 2B (10% de conexões aleatórias)	39

RESUMO

ARAÚJO JUNIOR, Inácio Fernandes de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2014. **Difusão de inovações em redes de influência social.** Orientador: Newton Paulo Bueno. Coorientadores: Luciano Dias de Carvalho e Fabrício de Assis Campos Vieira.

Nos últimos anos a teoria sobre difusão de inovações tem sido aperfeiçoada pela incorporação das técnicas e ferramentas geradas pela análise de redes sociais (*social network analysis*). Os modelos desenvolvidos neste campo consideram que os indivíduos tendem a ser afetados pelas opiniões e comportamentos de outros indivíduos que pertencem a sua rede de influência ou que ocupem uma posição de destaque no sistema social. Deste modo, este trabalho se propõe a resumir o estado atual do conhecimento sobre o assunto, com o objetivo de analisar como as características das redes de inter-relações sociais afetam o processo de difusão de inovações. Para simular a formulação de políticas capazes de acelerar a difusão de novas tecnologias e/ou comportamentos considerados desejáveis em diferentes redes sociais foi utilizada a técnica de modelagem baseada em agentes. Os resultados gerais indicam que a difusão está positivamente associada à presença de indivíduos de destaque no *network*, entretanto, a influência dos líderes de opinião para desencadear o processo de difusão é importante em sistemas centralizados e dissolutivos. E quanto mais conectado o *network*, menor a massa crítica requerida para desencadear o processo de difusão. Os mecanismos de análise desenvolvidos neste trabalho também podem ter aplicações fora do âmbito da difusão de inovações. Um possível campo de aplicação seria finanças e políticas sociais e de saúde pública.

ABSTRACT

ARAÚJO JUNIOR, Inácio Fernandes de, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2014. **Diffusion of innovations in influence social networks.** Adviser: Newton Paulo Bueno. Co-advisers: Luciano Dias de Carvalho and Fabrício de Assis Campos Vieira.

In recent years the theory of diffusion of innovations has been improved by the incorporation of techniques and tools generated by social network analysis. The models developed in this field consider that individuals tend to be affected by the opinions and behaviors of other individuals belonging to their network of influence or holding a prominent position in the social system. Therefore, this paper proposes to summarize the current state of knowledge on the subject, with the aim of examining how the characteristics of the networks of social interrelations affect the process of diffusion of innovations. To simulate the formulation of policies to accelerate diffusion of new technologies and/or behaviors considered desirable in different networks the technique of agent-based modeling was used. The results indicate that diffusion is positively associated with the presence of prominent individuals in the network; however, the influence of opinion leaders, to initiate the process of diffusion is important in networks such as high centralization and dissorativity. And the more connected the network, lower is the critical mass required to trigger the process of diffusion. Analysis mechanisms developed in this work may also have applications outside the scope of diffusion of innovations. A possible field of application would finance and social and public health policies.

1. INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

Uma importante conclusão dos estudos recentes sobre difusão é que a estrutura das redes de inter-relações sociais, entre os potenciais adotantes, afeta decisivamente o ritmo e o montante de indivíduos que efetivamente adotarão as novas tecnologias (ACEMOGLU *et al.*, 2011 e PEGORETTI *et al.*, 2012). Logo, tem sido incorporação aos estudos sobre difusão as técnicas e as ferramentas geradas pela análise de redes sociais (*social network analysis*). Os modelos desenvolvidos neste campo de estudo levam em consideração que a estrutura das redes sociais determina o ritmo e o montante de indivíduos que efetivamente adotam novas ideias, comportamentos, tecnologias e práticas sociais. Isto sugere que os indivíduos tendem a ser afetados pelas opiniões e comportamentos dos seus contatos mais próximos e por uma minoria de indivíduos influentes, líderes de opinião, que atuam como canais de informação entre os meios de comunicação e a sociedade, sendo os catalisadores da difusão.

Deste modo, as investigações sobre o processo de difusão vêm ampliando o seu campo de análise para abranger as influências dos *networks* na adoção inovações, por exemplo, Valente (1996, 2005), Young (2002), Deroian (2002), Rogers (2003), Liu (2005), Shaikh (2006), entre outros trabalhos, têm proporcionado um impulso neste tema. E o entendimento sobre o processo de difusão tem expandido gradualmente o seu foco de análise, partindo do nível agregado a uma perspectiva de nível individual (PERES *et al.*, 2010).

Assim, este trabalho se propõe a resumir o estado atual do conhecimento sobre o assunto, mostrando como alguns dos resultados dos estudos mais recentes podem ser úteis para o desenho de políticas públicas visando à implementação de práticas sociais desejáveis em diversas áreas, seja no campo estritamente econômico, como nas áreas de políticas sociais e de

saúde. Portanto, foram testados os efeitos de diversas características das redes sociais (*social networks*) – por exemplo, o grau de centralidade e de conectividade – sobre a rapidez e a intensidade do processo de difusão de práticas sociais, que são inovações relacionadas às ideias, crenças e comportamentos dos indivíduos.

Os processos de difusão, embora tenham a mesma lógica de entendimento, são diferentes. Em alguns casos o grau de centralidade do agente é importante, em outros, por exemplo, a difusão de uma doença, em modelos epidêmicos, não importa quem são os indivíduos mais centrais, pois cada indivíduo tem a mesma probabilidade de chance de entrar em contato com outro, e, havendo o contato, ocorrer à transmissão. Esse modelos não são bons para explicar a difusão de inovações, em que é importante levar em consideração as características individuais dos agentes na rede social. Além disso, deve-se considerar o tipo de *network* analisado. Logo, este trabalho está delimitado a análise do processo de difusão por meio de influências informais, em sistemas dissorbativos, nos quais os indivíduos mais centrais estão conectados com os mais periféricos na rede social.

Para simular alternativas para acelerar processo de difusão foi utilizada a técnica computacional da modelagem baseada em agentes e aplicado o conceito de redes complexas, especificamente, as redes de mundo pequeno (*small-world networks*) proposta por Watts e Strogatz (1998). As redes de mundo pequeno oferecem um mecanismo para representar os *networks* analisados de forma mais semelhante aos sistemas reais, por incluírem a hipótese da força dos laços fracos (*strength of weak ties*) de Granovetter (1973), ao considerar os grupos com elevado coeficiente de agrupamento e indivíduos com capacidade de estabelecer ligações entre esses grupos por meio dos laços fracos de relacionamento.

Devido à impossibilidade de testar essas ideias com experimentos reais, optou-se por utilizar um *framework* de simulação – em que se combinam as técnicas de análise de redes e a abordagem de modelagem baseada em agentes. Para construir o ambiente de simulação foram utilizados dados obtidos da

pesquisa com os alunos das duas turmas de Macroeconomia lecionadas para os cursos de Ciências Econômicas e de Ciências Econômicas com ênfase no Agronegócio da Universidade Federal de Viçosa no ano de 2013. A hipótese que justificou contrastar essas duas turmas foi a de que, por serem os alunos da segunda turma provenientes em geral de regiões próximas de Viçosa, esperava-se que esse *network* apresentasse características ao menos ligeiramente diferentes do *network* da primeira turma, o que realmente se confirmou.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Analisar como as características das redes de inter-relações sociais afetam o processo de difusão de inovações.

1.2.2 Objetivos específicos

- a) Testar os efeitos do grau de centralidade das redes estudadas sobre a rapidez e a intensidade do processo de difusão.
- b) Testar os efeitos da presença de lacunas estruturais sobre a difusão de inovações.
- c) Identificar os tipos de políticas capazes de influenciar a taxa de adoção e a velocidade do processo de difusão de novas técnicas e práticas em diferentes tipos redes de inter-relações sociais.

1.3 Organização do trabalho

Esta dissertação está organizada da seguinte maneira. Inicialmente uma introdução para apresentação do tema, em seguida, realizou-se uma revisão da literatura tradicional sobre difusão, indicando como as diferentes

características de *networks* sociais influenciam essa difusão. Logo após descreve-se a metodologia adotada para a análise de redes sociais, sendo, também, apresentado o modelo baseado em agentes empregado nas simulações do processo de difusão. Os resultados são sintetizados e discutidos enfatizando a questão do desenho de políticas capazes de acelerar a difusão de novas tecnologias e/ou comportamentos considerados desejáveis em diferentes *networks*. A seção conclusiva indica os tipos de problemas, além da difusão, para as quais a presente análise pode ser expandida.

2. MODELOS DE DIFUSÃO EM NETWORKS SOCIAIS

Os modelos tradicionalmente aplicados em análise sobre a difusão de inovações baseiam-se nos resultados obtidos com os estudos de Ryan e Gross (1943) e de Griliches (1957). Esses autores mostraram que a difusão do milho híbrido nos Estados Unidos foi um processo essencialmente econômico, mas que compreendeu um componente de imitação entre os produtores mais relevantes. A partir desses estudos, a análise da difusão de inovações dentro de um sistema econômico tem sido reconhecida por economistas e outros cientistas como fundamental para entender a contribuição do progresso técnico para o crescimento econômico. Uma quantidade relevante de pesquisas tem investigado essa questão, focando seus argumentos teóricos na explicação da curva de difusão em forma de “S” (ou padrão logístico) e sobre os determinantes da velocidade de difusão.

As teorias mais tradicionais, baseadas no modelo de Bass (1969), sugerem o sistema social como homogêneo e totalmente conectado, e, portanto, podendo ser adequadamente analisados em nível agregado. Entretanto, as pesquisas sobre *networks* sociais indicam que os sistemas sociais não são homogêneos e totalmente conectados. Deste modo, a teoria de difusão tem sido aperfeiçoada pela incorporação das técnicas e ferramentas geradas na área de análise de redes (VALENTE, 1995;2005; ROGERS, 2003). Os modelos desenvolvidos neste campo consideram que os indivíduos tendem a ser afetados pelas opiniões e comportamentos de outros indivíduos que pertencem a sua rede de influência ou que ocupem uma posição de destaque na rede social. Tal processo de influência é referido como efeito de contágio, que tem sido amplamente utilizado para estudar a difusão em *networks*. Este efeito sugere que os indivíduos adotam uma inovação por meio de um processo denominado de aprendizado social (*social learning*), isto é, por meio de contato com outros adotantes através da troca de informações (ROGERS, 2003).

O efeito do contágio em um *network* ocorre através de dois tipos de influência: das cascatas de informação (BIKHCHANDANI *et al.*, 1992) e da externalidade do *network* (GOLDER; TELLIS, 2004). O primeiro enfatiza que os indivíduos decidem sobre a adoção com base em sua própria informação, apesar, também, de influenciados pelas ações dos outros indivíduos, já que derivam as informações, que determinam o seu comportamento baseados nos adotantes anteriores. Já a externalidade ocorre quando a utilidade de uma tecnologia para um indivíduo aumenta, à medida que mais indivíduos adotam a nova tecnologia.

2.1 Características do *network* e o processo de difusão

Nos modelos de difusão em *network*, considera-se que os indivíduos são influenciados pelos seus contatos interpessoais e por uma minoria de indivíduos influentes, que atuam como canais de informação entre os meios de comunicação e a sociedade, sendo os catalisadores da difusão. Assim, a ideia de liderança de opinião passou a ocupar lugar de destaque na pesquisa sobre difusão, com as diversas características dos indivíduos mais influentes do *network* sendo analisadas.

Os indivíduos mais influentes no *network* social podem ser decisivos para determinar a intensidade do processo de difusão, dando origem a um ponto de inflexão no sistema social. O ponto de inflexão (*tipping point*) é o momento no qual uma ideia ou um novo comportamento atinge uma massa crítica, passando a partir a propagar-se endogenamente por todo o *network*, garantindo que o processo de difusão não seja interrompido (ROGERS, 2003). Os principais agentes de mudança que podem desencadear um ponto de inflexão no sistema social foram descritos por Gladwell (2006). Esses agentes são: (i) os conectores, que são indivíduos que não são necessariamente os mais populares em um sistema, mas que conseguem transmitir rapidamente a informação por transitarem em diferentes círculos sociais, culturais, profissionais e econômicos, e têm a disposição e a possibilidade de se

aproximar das pessoas que trabalham ou vivem em diferentes círculos; (ii) os especialistas em informação, que são indivíduos que possuem um conhecimento acumulado sobre determinados assuntos e sabem como compartilhá-lo com outras pessoas e (iii) os persuasivos, que são pessoas carismáticas com capacidade de argumentação poderosa.

Dentre estes agentes de mudança, os especialistas em informações e os persuasivos podem ser considerados como os líderes de opinião em um *network* social. Os líderes de opinião possuem maior exposição à informação e maior participação social do que os outros indivíduos no *network*, sendo capaz de influenciar o comportamento dos demais na rede (ROGERS, 2003) e determinar a velocidade da taxa de adoção de uma inovação.

Os líderes de opinião podem ser detectados nos *networks* através do grau de centralidade (*degree centrality*) dos indivíduos na rede (FREEMAN, 1979). Essa medida de centralidade indica o número de relações que um indivíduo tem dentro do *network*. A medida de centralidade *degree* pode ser calculada na forma *indegree*, que representa a quantidade de pessoas que indicaram determinado indivíduo em uma rede, isto é, alguém a quem muitas pessoas recorrem com frequência para se informar, sendo uma medida que expressa a popularidade dos indivíduos em um *network*.

Avanços na teoria sobre difusão têm questionado a validade da hipótese do líder de opinião como principal responsável por disseminar inovações. Indicando que, os inovadores não são necessariamente os indivíduos mais influentes (ROGERS, 2003), pois, por possuírem uma posição de destaque na rede, estão mais comprometidos com o *status quo*. Assim, cascata de informações, que geram o ponto de inflexão em um *network*, é geralmente iniciadas por outros indivíduos, por exemplo, os conectores identificados por Gladwell.

Os indivíduos conectores de um sistema podem ser identificados através da medida de centralidade de intermediação (*betweenness*). Indivíduos com elevado grau *betweenness* têm o poder de controle sobre o fluxo de informações na rede (FREEMAN, 1979), sendo capaz de difundir ou de reter

informações vitais aos demais agentes. Dessa forma, os conectores não são os indivíduos mais populares, mas são especialmente importantes para transmitir a informação pelo *network*.

A inexistência de agentes com elevado grau *betweenness* pode causar lacunas estruturais (*structural hole*). Uma lacuna estrutural ocorre quando dois subgrupos de um *network* estão desconectados (BURT, 1995). Estas lacunas podem ser estratégicamente preenchidas por indivíduos que estabeleçam esta conexão, que consequentemente poderão controlar a comunicação no *network*. Logo, as lacunas estruturais podem proporcionar benefícios aos agentes que ocupam esses locais, que poderão ou dinamizar os fluxos de informação, ou, pelo contrário, contribuir para gargalos e estrangulamentos na rede (STEVENSON; GREENBERG, 2000).

Um exemplo da aplicação deste conceito é o estudo realizado por Padgett e Ansel (1993). Esses autores ao analisarem as redes de influência que alicerçaram o surgimento das instituições políticas na cidade de Florença no período do Renascimento constataram que a ascensão da família Médici¹ deveu-se, principalmente, ao seu posicionamento na sociedade da época. Essa família exerceu um papel de conectora entre diferentes grupos, fechando lacunas estruturais permitindo a comunicação entre grupos políticos adversários, o que permitia-lhe controlar e modular as informações, conferindo-lhes vantagens no estabelecimento de alianças e na intermediação de negócios.

Embora, a noção de liderança de opinião pareça clara, o processo como tais indivíduos moldam o comportamento de seus seguidores nos sistemas sociais não está totalmente especificada pela literatura existente. Lazarsfeld e Katz (1955), através do modelo de fluxo de comunicação em duas etapas (*two-step flow of communication*) sugerem que as pessoas formulam seus

¹ A família Médici foi responsável por uma dinastia política na Itália no período entre 1531 e 1737. Os Médici aumentaram o seu poder político até que passaram a governar Florença – embora oficialmente fossem apenas cidadãos comuns, em vez de monarcas.

posicionamentos sob a influência de líderes de opinião, que por sua vez são influenciados pelos meios de comunicação de massa. Assim, de acordo com este modelo, as ideias fluem a partir da mídia de massa para os líderes de opinião, e deles para a população em geral.

Entretanto, a relação de influência nos *networks* pode ser extremamente flexível, pois os indivíduos podem ser seletivos em aceitar as opiniões dos outros, ou, da mesma forma, as opiniões podem ser seletivamente expostas a um grupo-alvo. Os aspectos estruturais do sistema social, determinados pelo nível de coesão do *network* e pelo coeficiente de assortatividade, são importantes para gerar os mecanismo de contágio social. A teoria sobre difusão sugere que, quando o *network* é altamente coeso a difusão do novo comportamento será mais rápida (BURT, 1987). A referida coesão é medida através do grau de centralização, que indica a extensão na qual um agente concentra todas as ligações na rede (FREEMAN, 1979), e do número médio de conexões entre os agentes. Nos *networks* mais centralizados a massa crítica para gerar o ponto de inflexão é atingida mais rapidamente do que em *networks* menos centralizados, pois uma vez adotada pelos agentes centrais, a inovação irá espalhar-se rapidamente pela rede (VANLENTE, 1995).

O coeficiente de assortatividade estima a tendência dos agentes de conectarem-se a outros com características semelhantes (NEWMAN, 2012). Visto que a assortatividade está correlacionada negativamente à difusão devido ao princípio da homofilia, isto é, o fato de que as pessoas são mais propensas a manter relações com quem são semelhantes a si mesmo. Os *networks* assortativos tendem a apresentar perfeita estrutura núcleo-periferia (*core/periphery*), onde um conjunto de indivíduos densamente conectados constitui o núcleo da rede, enquanto muitos outros indivíduos, com baixo grau de centralidade constituem a periferia (BORGATTI; EVERETT, 1999). À medida que uma inovação é introduzida em um sistema através dos membros de *status* mais elevado, o maior grau de homofilia faria com que as novas ideias ou comportamentos não chegassem à periferia do *network*, pois a informação tenderia a se espalhar horizontalmente, o que retardaria a difusão.

Nesse tipo de sistema, a importância de líderes de opinião na promoção da difusão é limitada, pois a informação ficaria restrita ao núcleo do sistema (WATTS; DODDS, 2007).

Os sistemas dissortativos, ao contrário, aceleram a difusão. Nesses *networks* tendem a se formar laços heterofílicos, pois, os indivíduos localizados na periferia tendem a procurar os indivíduos mais influentes. Isso faz com que os líderes de opinião sejam indivíduos-chave em campanhas de difusão na área de tecnologias, saúde, educação (ROGERS, 2003), ao contrário do que ocorre em sistemas assortativos, nos quais campanhas desse tipo deveriam focar em toda a rede.

Parte das lacunas nos modelos tradicionais de difusão, que negligenciam ou assumem, apenas, implicitamente as características dos *networks* no processo de difusão, podem ser preenchidas através dos métodos descritos acima. Entretanto, as relações entre estrutura do *network* e comportamento dos indivíduos são difíceis de serem estabelecidas com estudos empíricos em redes reais (KEARNS *et al.*, 2006). No entanto, nos últimos anos tem havido um avanço considerável nas pesquisas sobre redes complexas (WATTS; STROGATZ, 1998; BARABÁSI; ALBERT, 1999). Embora o entendimento de redes complexas tenha origem nas áreas de física, estatística e ciência da computação, as suas conclusões têm implicações significativas para a compreensão de muitos fenômenos sociais, como a hipótese de mundo pequeno (*small-world networks*) e livre escala (*scale-free*). Em particular, o efeito das redes de mundo pequeno tem sido incorporado e impulsionado os estudos sobre difusão (LEE *et al.*, 2006 e CHOI *et al.*, 2010).

2.2 Difusão em redes de mundo pequeno

As redes de mundo pequeno (*small-world networks*) propostas por Watts e Strogatz (1998) oferecem um mecanismo para representar redes que se assemelham mais aos sistemas puramente sociais, por incluírem, simultaneamente, elevado coeficiente de agrupamento (*clustering*) e

indivíduos com capacidade de estabelecer ligações entre esses grupos por meio de laços fracos de relacionamento. A denominação de mundo pequeno vem do fato de que, de um modo ou de outro, estamos conectados (o que evoca a ideia dos seis graus de separação²) por meio desses indivíduos a outros que nem mesmo conhecemos.

A introdução de laços fracos com maior alcance nas redes de mundo pequeno permite difundir um comportamento social ao longo de todo o *network* mais rápido do que em *networks* em que ocorram apenas laços fortes, representados pela família, amigos e contatos regulares. Essa é a hipótese da força dos laços fracos (*strength of weak ties*) formulada por Granovetter (1973). A intuição do conceito de laços fracos, então, é que indivíduos fracamente conectados em uma rede social são mais propensos a mover-se em diferentes grupos e, assim, têm acesso a informações que não circulam em sua própria rede de influência. Por exemplo, quando se trata de conseguir um emprego ou de saber de uma novidade, os vínculos sociais fracos são mais importantes que as sólidas amizades, por facilitarem o acesso a informações diferentes daquelas que o ciclo de amizade possui.

Watts e Strogatz (1998) mostraram como transformar uma rede regular em uma rede de mundo pequeno, apenas adicionando uma pequena quantidade de novos *links* conectando os agentes. A Figura 1 possibilita uma visualização de uma rede de mundo pequeno, diferente de uma rede regular e aleatória, com o mesmo número de indivíduos.

As redes de mundo pequeno oferecem várias vantagens para modelar a difusão de inovações por serem representações mais realistas dos *networks* sociais, permitindo especificar de maneira mais precisa os mecanismos de influência interpessoal. Logo, este tipo de rede é mais consistente com o padrão de difusão observado no mundo real (HAUSER *et al.*, 2006). Estudos

² Os seis graus de separação remetem ao estudo de Miligran (1967), que criou a teoria de que, no mundo, são necessários no máximo seis laços de amizade para que duas pessoas quaisquer estejam ligadas.

sobre difusão em redes de mundo pequeno, Shaikh *et al.* (2006) constataram que em redes regulares (em que os indivíduos relacionam-se com seus vizinhos mais próximos de acordo com padrões regulares), uma informação se difunde de forma lenta, porém completa, enquanto que em uma rede aleatória, a difusão é rápida, mas esporádica, e possivelmente incompleta. Contudo, em uma rede de mundo pequeno, bem estruturada, a difusão é relativamente rápida e completa.

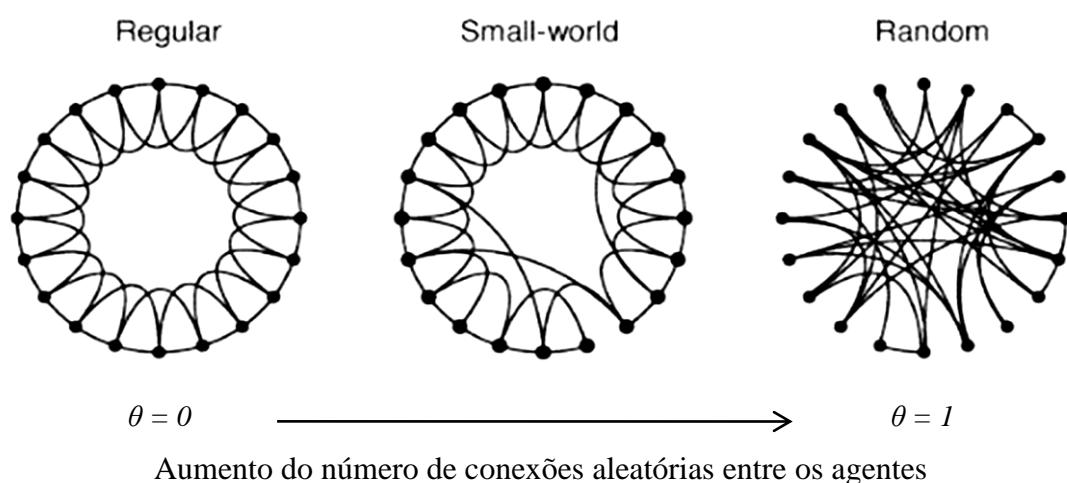


Figura 1. Processo de introdução de conexões aleatórias entre os agentes de uma rede regular e de uma rede aleatória

Fonte: Watts e Strogatz (1998).

3. REFERENCIAL METODOLÓGICO

3.1 Análise de redes sociais

A análise de redes sociais (*social network analysis*) possui uma longa tradição de estudo na sociologia e na antropologia, sendo crescentemente utilizada nos últimos anos em outras áreas, como na própria economia. Com esta abordagem, pesquisadores de diferentes campos de estudo têm reformulado ideias, introduzindo novos conceitos e descobrindo conexões entre problemas que pareciam ser completamente diferentes. O resultado desse processo está sendo chamado de a moderna ciência das redes sociais. Esse campo de pesquisa tem avançado pela combinação de esforços em diferentes áreas científicas, tais como: ciência da computação, física, biologia e sociologia (WATTS, 2003; BARABASI, 2009). A seguir, a descrição das medidas de análise das redes sociais utilizadas nesse trabalho, calculadas através da matriz de adjacência utilizando o *software* Ucinet³.

3.1.1 Medidas de centralidade dos indivíduos

As medidas de centralidade têm como objetivo identificar o posicionamento dos indivíduos na estrutura do *network social*, através do grau de centralidade (*degree centrality*) e da centralidade de intermediação (*betweenness centrality*).

O grau de centralidade (*degree*) é o número de contatos imediatos que cada agente tem em uma rede (FREEMAN, 1979). O grau de centralidade para o agente i , no caso de uma matriz simétrica é:

$$C_p(i) = \sum_{j=1}^n X_{ij} = \sum_{j=1}^n X_{ji} \quad (1)$$

³ Para maiores detalhes sobre a utilização do Ucinet para a análise de redes sociais consultar Prell, 2012.

Onde, X_{ij} = valor das ligações do agente i para o agente j (os valores podem ser 0 ou 1); X_{ji} = valor das ligações do agente j para o agente i (os valores podem ser 0 ou 1); n = número total de agentes na rede.

O grau de centralidade *degree* pode ser analisado sob duas medidas *in* e *out-degree*, neste caso, o coeficiente leva em consideração a direção da indicação.

O grau de centralidade *indegree* é o número de ligações que chegam ao indivíduo, enfatizando a sua popularidade no *network*. Para o agente i , o *indegree* é calculado através da seguinte equação:

$$C_I(i) = \sum_{j=1}^n X_{ji} \quad (2)$$

O grau de centralidade *outdegree* é o número de ligações que saem de um indivíduo. Para o agente i , o *outdegree* é calculado através da seguinte equação:

$$C_O(i) = \sum_{j=1}^n X_{ij} \quad (3)$$

Na Figura 2, os indivíduos A e O são os mais centrais, por possuírem o maior número de conexões. A Figura 3 apresenta a matriz de adjacência utilizada para construir o diagrama da Figura 2, nesta matriz as conexões são representadas pelo número 1 e quando não existem conexões entre os indivíduos é representado na matriz pelo número zero. Através desta matriz são calculadas as medidas de centralidade dos indivíduos e as medidas estruturais da rede.

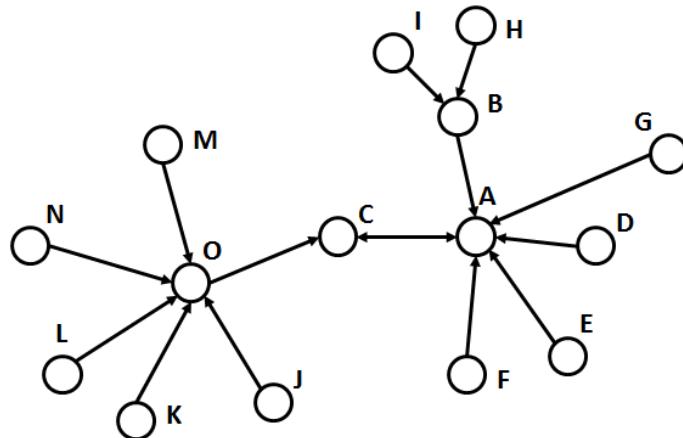


Figura 2. Diagrama de uma rede social

Fonte: Prell (2012).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	Co(i)
A	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
B	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
C	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
D	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
E	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
F	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
G	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
H	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
I	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
K	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
O	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Co(i)	6	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5

Figura 3. Matriz de adjacência da rede social representada na Figura 3, caso de uma matriz não-simétrica

Fonte: Elaboração própria.

O coeficiente de intermediação (*betweenness*) leva em consideração todo o *network* quando calcula o coeficiente de centralidade para um indivíduo. Conforme o nome indica, analisa o quanto um determinado indivíduo situa-se entre os demais (FREEMAN, 1979). Tal medida de centralidade além de avaliar o posicionamento do indivíduo na rede, também

analisa se esse indivíduo é um conector entre os núcleos do *network*. Na Figura 3, o agente C é um exemplo, pois faz a conexão entre diferentes grupos, sendo que, a rede se desfaz caso esse indivíduo seja retirado.

A centralidade *betweenness* varia entre 0 e 1, e para o agente i é calculada da seguinte forma:

$$C_B(i) = \sum \partial_{ikj} / \partial_{ij}, i \neq j \neq k \quad (4)$$

Onde, ∂_{ikj} = número de caminhos geodésicos (mais curto) ligando os agentes i e j que passam pelo agente k ; ∂_{ij} = número de caminhos geodésicos ligando os agentes i e j ;

3.1.2 Medidas estruturais do network

Para identificar as características estruturais do *network* será analisado o seu nível de coesão e o coeficiente de assortatividade. O nível de coesão será medido através da densidade, do grau de centralização e do grau médio de conexões do *network*.

A densidade refere-se à proporção de laços em uma rede que estão verdadeiramente presentes em relação aos que poderiam existir. Em essência, esta medida verifica o quanto os agentes de uma rede estão ligados entre si.

A densidade (d) da rede é calculada como se segue:

$$d = \frac{L}{n(n - 1)} \quad (5)$$

Onde, L refere-se ao número efetivo de conexões na rede e n o número de conexões possíveis.

O grau de centralização identifica a extensão na qual um agente está concentrando todas as ligações na rede: quanto maior esse valor, mais centralizado em torno de um único agente estará o *network* (FREEMAN,

1979). O grau de centralização, calculado pelo grau de centralidade *degree*, é dado pela seguinte equação:

$$C = \frac{\sum C_D \max - C_D(i)}{\max \sum C_D \max - C_D(i)} \quad (6)$$

Onde, $C_D \max$ = maior centralidade *degree* entre todos os agentes da rede; $C_D(i)$ = centralidade *degree* do agente i ; $\max \sum C_D \max - C_D(i)$ = valor máximo possível de diferença de centralidade entre os agentes.

O grau médio de conexões (*mean degree*) é calculado através da média do número de indicações (*degree*) de todos os agentes no *network* (PRELL, 2012), através da seguinte equação:

$$k = \frac{\sum_{j=1}^n X_{ij}}{n} \quad (7)$$

O coeficiente de assortatividade estima a tendência dos agentes de conectarem-se a outros agentes com características semelhantes, estando baseado no princípio da homofilia. O princípio da homofilia sugere que as pessoas de *status* social elevado tendem, preferencialmente, a se relacionar com outras pessoas de *status* social elevado, enquanto que indivíduos com baixo *status* social tendem a se relacionar com pessoas de também baixo *status* social.

Um sistema assortativo indica que, os indivíduos com alto *degree* estão conectados preferencialmente com membros mais centrais e os de baixo *degree* com outros pouco centrais. Já, nas redes, em que os indivíduos mais centrais também se relacionam com os de menor grau de centralidade formando os sistemas dissortativos (NEWMAN, 2012).

Uma maneira de avaliar o grau assortatividade de uma rede social é através do coeficiente de assortatividade (r), sendo calculado pela seguinte equação:

$$r = \frac{S_1 Se - S_2^2}{S_1 S_3 - S_2^2} \quad (8)$$

Onde,

$$Se = \sum_{ij} A_{ij} k_i k_j = 2k_i k_j \quad (9)$$

$$S_1 = \sum_i k_i, \quad S_2 = \sum_i k_i^2, \quad S_3 = \sum_i k_i^3 \quad (10)$$

Onde, Se representa a soma de todos os agentes i e j (A_{ij}) conectados na matriz de adjacência, com as suas conexões ($k_i k_j$).

O coeficiente de assortatividade possui um intervalo entre $-1 < r < 1$. Um valor positivo indica uma tendência dos agentes de alto *degree* se conectarem a outros agentes de alto *degree*, indicando um sistema assortativo. E o valor de r negativo diz respeito a uma estrutura dissortativa.

Uma explicação mais intuitiva para o entendimento do coeficiente de assortatividade (r) é que em sistemas dissortativos os indivíduos que têm alto grau (são altamente influentes) tendem a se relacionar com outros que são também igualmente altamente influentes, e vice-versa. Este coeficiente (que é um coeficiente de Pearson) varia entre -1 e 1. O coeficiente próximo a 1 significa que os indivíduos mais influentes se relacionam predominantemente com os muito influentes. Para o coeficiente -1 têm-se um correlação dos menos influentes com os mais influentes, formando sistemas dissortativos, onde destacam-se os líderes de opinião. Então, o r é uma medida para captar o quanto os indivíduos mais influentes relacionam-se com os que também têm alto grau de centralidade. O coeficiente Se , na equação 8, é fundamental para entender essa relação, tomando-se a matriz de adjacência, o valor da ligação entre os agentes i e j (A_{ij}), que pode ser 1 ou 0, é multiplicado por k_i (número de ligações que o agente i possui) e k_j (número de ligações que o agente j possui). Observe que o termo Se aparece no numerador da equação. Assim,

sendo o indivíduo altamente relacionado e próximo a outros, também altamente relacionados, o valor do Se será alto. Sendo o indivíduo i , por exemplo, muito bem relacionado, estando conectado ao indivíduo j , que tem baixo grau *indegree*, ou seja, um altamente influente com um pouco influente, então o valor Se será baixo. Ao subtrair o Se , estando com o seu valor baixo, por S_2^2 irá originar um denominador da fração com valor negativo, correspondendo a um sistema dissortativo.

Uma forma alternativa para identificar o grau de assortatividade é testando se o *network* apresenta uma perfeita estrutura núcleo-periferia (*core/periphery*). Nas estruturas núcleo-periferia, os indivíduos com alto grau de centralidade estão conectados entre si, formando um núcleo coeso, enquanto os indivíduos com baixo grau de centralidade estão distribuídos na periferia, que está fracamente conectada com o núcleo (BORGATTI; EVERETT, 1999), indicando um sistema assortativo. A Figura 4 ilustra este tipo de estrutura.

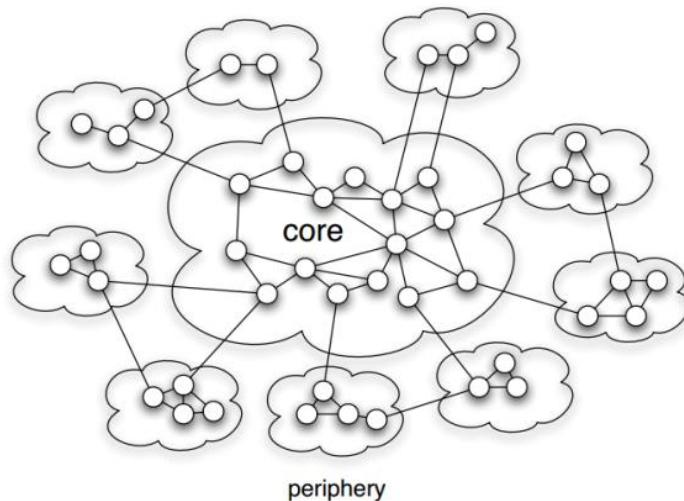


Figura 4. Estrutura *core/periphery* em uma rede social

Fonte: Easley e Kleinberg (2010).

Uma medida para identificar a estrutura *core/periphery* é através do coeficiente de correlação de Pearson (*fitness*), calculado pela seguinte equação:

$$\rho = \sum_{i,j} a_{ij} \delta_{ij} \quad (11)$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } c_i = \text{CORE ou } c_j = \text{CORE} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (12)$$

Nas equações, a_{ij} indica a presença ou ausência de ligações entre os agentes i e j , c_i refere-se à classe (núcleo ou periferia) que o agente i está atribuído e δ_{ij} indica a presença ou ausência da estrutura núcleo-periferia. A medida geral de *fitness*, ρ , indica se o *netowrk* aproxima-se de uma perfeita estrutura núcleo-periferia. Portanto, os valores de ρ (*fitness*) variam entre zero e um, atingindo o valor máximo quando A (a matriz de a_{ij} , construída a partir dos dados observados) e Λ (a matriz de δ_{ij} , que representa uma matriz com perfeita estrutura núcleo-periferia) são idênticas. Essa medida estrutural da rede é calculada pelo *software* Ucinet a partir da comparação da matriz de adjacência dos dados (semelhante à apresentada na Figura 3) com uma perfeita estrutura núcleo-periferia, representada na Figura 5.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1		1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1		1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1		1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1		0	0	0	0	0
6	1	1	1	1	0		0	0	0	0
7	1	1	1	1	0	0		0	0	0
8	1	1	1	1	0	0	0		0	0
9	1	1	1	1	0	0	0	0		0
10	1	1	1	1	0	0	0	0	0	

Figura 5: Matriz com perfeita estrutura core/periphery. No quadrante superior esquerdo os indivíduos mais influentes possuem conexões com outros mais influentes, formando um núcleo, e conectam os indivíduos na periferia, que está totalmente desconectada.

Fonte: Borgatti e Everett, 1999.

3.2 Modelagem baseada em agentes

A modelagem baseada em agentes foi utilizada para simular a trajetória do processo de difusão nas redes sociais. Em vez de utilizar um experimento real foi feito um experimento computacional. Então, foi criado um ambiente de simulação, utilizando os dados dos *networks* 1 e 2, e verificado diversas situações envolvendo esses *networks*. A seguir, a descrição do modelo de simulação utilizado.

3.2.1 Por que utilizar a modelagem baseada em agentes?

Os agentes na modelagem baseada em agentes são objetos autônomos que interagem entre si e com o ambiente, nenhum tipo de controle sobre seu comportamento é admitido e possuem a capacidade de aprender e de adaptar-se com experiências anteriores. Através da modelagem é possível analisar os sistemas complexos que emergem das relações entre os agentes e o ambiente no qual estão inseridos. Isto é possível através de uma representação simplificada destes sistemas, que auxilia na sua compreensão (FERBER, 1999). Nesta representação, as interações são auto-organizadas, sendo capazes de gerar padrões coerentes, sem que haja qualquer autoridade centralizadora responsável por seu gerenciamento e controle (HOLLAND, 1998). Além disso, os agentes são afetados por uma dependência de trajetória (*path dependence*), já que decisões e estados passados afetam as possibilidades futuras. Os agentes, também, possuem a capacidade de mudar as suas estratégias de acordo com seus próprios interesses, entretanto, são influenciados pelo ambiente (físico, social, econômico, institucional) no qual estão inseridos (JOHNSON, 2007).

Os efeitos de interações locais que irão gerar os comportamentos globais no sistema, mesmo que simples, são muitas vezes difíceis de prever (MITCHELL, 2009), e dão origem às propriedades emergentes do sistema. Assim, não existe nada que faça com que o sistema tenha um comportamento

padronizado, pois o processo de emergência é justamente obter comportamentos inesperados no nível macro a partir de regras simples atribuídas aos agentes em nível micro.

A ideia de emergência aplica-se ao processo de difusão em *networks*, isto porque, da macro-estrutura, ao nível da rede, emergem as interações entre os agentes ao nível micro, que estão constantemente tomando decisões a respeito da adoção de novos comportamentos. Portanto, os *networks* são sistemas complexos, pois possui agentes heterogêneos e autônomos interagindo em nível local que dão origem às propriedades globais do sistema, que não podem ser definidas *a priori*. Além de complexo é dinâmico, por estar em constante evolução.

Assim, a modelagem da difusão em redes sociais pode levar a propriedades emergentes, a dinâmicas inesperadas e a características de auto-organização. Tesfatsion e Judd (2006) enfatizam que para analisar sistemas complexos, como estes, é necessária a adoção de uma ferramenta que capte estas propriedades. Uma ferramenta promissora são os modelos de simulação computacional, em particular, a modelagem baseada em agentes.

3.2.2 Pressupostos do modelo de simulação para análise de networks

O ambiente da modelagem neste estudo foi implementado através do *software AnyLogic*, onde foi utilizado uma linguagem de modelagem gráfica, para construir um ambiente simulando as redes de amizade dos *networks* 1 e 2 (especificadas na subseção 3.2.4). Estas redes são representações simples do mundo real, mas que permitiram verificar hipóteses a respeito do processo de difusão.

O modelo de simulação elaborado na plataforma do AnyLogic reproduz os *networks* 1 e 2, seguindo todas as características dessas redes. Os agentes do modelo de simulação correspondem aos indivíduos dos *networks*. As conexões entre os agentes foram determinadas a partir das matrizes de adjacências das turmas 1 e 2 (Figuras 12 e 13), que foram importadas para o

ambiente de simulação no AnyLogic. As interações entre os agentes na modelagem foram definidas obedecendo à direção da indicação de cada indivíduo dos *networks*. Após esses *networks* serem reproduzidos, seguindo todas as características dos indivíduos e estruturais da rede, no ambiente virtual de simulação foram gerados no AnyLogic dois diagramas iguais aos das Figuras 8 e 9. Para modelar o processo de difusão seguiu-se os seguintes pressupostos:

- (i) Os indivíduos no *network* não são homogêneos, sendo diferenciados pelo seu grau de centralidade;
- (ii) No modelo foram desconsideradas eventuais trocas de informações dos agentes com indivíduos que não compõem o *network*. Além de não ocorrer interação entre os *networks* 1 e 2, ou seja, os agentes trocam informações exclusivamente com os indivíduos de sua rede de amizade. As relações entre os agentes foram captadas unicamente através da aplicação do questionário (Anexo A), outros tipos de relacionamento não influenciam a interação dos agentes na modelagem;
- (iii) Os *networks* não necessariamente estarão totalmente conectados, podendo existir agentes que não interajam com os demais na rede;
- (iv) No modelo, a difusão ocorre por meio do contágio de influência, no qual um não adotante torna-se adotante ao entrar em contato com ao menos um dos agentes que já tenha adotado a inovação;
- (v) Os indivíduos podem influenciar seus vizinhos desde que respeitada à direção da indicação. Assim, por exemplo, a partir da representação da Figura 6, em que o agente B foi indicado por A e C e o agente A foi indicado pro C. Neste esquema, B não copia o comportamento de nenhum outro agente, já que não indicou ninguém, entretanto influencia o comportamento de A e C. Desse modo, na medida em que B adota um novo comportamento tanto A como C também irão adotar. Caso uma inovação seja adotada por C, que recebe influência de A e B, este agente não conseguirá influenciar o comportamento do restante da rede, pela direção da indicação, já que não foi indicado pelos demais;

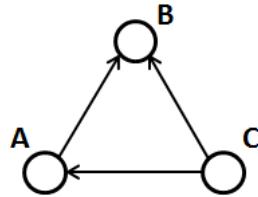


Figura 6. Troca de informações entre os agentes do *network*

Fonte: Elaboração própria.

(vi) No modelo de simulação, o agente depara-se com a opção de adotar uma única inovação que está sendo difundida, portanto, não foram considerados cenários com informações concorrentes.

3.2.3 Funcionamento do modelo

O procedimento de simulação consiste em dotar um agente com uma informação no tempo $t = 0$, quando são carregadas as características gerais do modelo e as conexões. A partir de $t > 0$ ocorrem às interações e o processo de difusão.

O processo de difusão foi simulado através do gráfico de estado representado na Figura 7, que ilustra o processo de decisão do agente. No modelo, o agente no estado inicial ainda não adotou a inovação, entretanto, após receber a mensagem contendo a informação do indivíduo que o influencia, muda de estado. Após adotar a inovação, o agente envia em cada período de tempo a mensagem com a informação para todos os indivíduos que recebem a sua influência, dando continuidade ao efeito contágio no *network*.

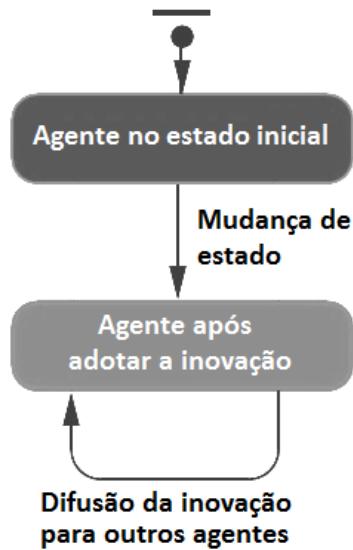


Figura 7. Gráfico de estado da modelagem baseada em agentes

Fonte: Elaboração própria.

3.2.4 Universo da pesquisa

Para construir o ambiente de simulação na modelagem baseada em agentes foram utilizados os *networks* 1 e 2, formados utilizando os dados obtidos das duas turmas da disciplina de Macroeconomia I lecionadas na Universidade Federal de Viçosa no ano de 2013. Através da aplicação de questionário (Anexo A) foram entrevistados 44 alunos da turma 1 (*network* 1) e 27 alunos da turma 2 (*network* 2). No questionário, havia três itens para identificar as relações de amizade nos grupos analisados, no qual cada aluno indicava até três colegas, de sua respectiva turma, com os quais possuía contato mais frequente, nas seguintes categorias: “Com quem mantém mais relação, dentro e fora da classe”; “A quem recorre para esclarecer dúvidas em relação às matérias estudadas”; “Com quem mais discute assunto extraclasses”.

Essas turmas possuem características ligeiramente diferentes. A turma 1 é formada por alunos do curso de Ciências Econômicas que, em sua maioria, ingressaram no mesmo período na Universidade. Já a turma 2 constitui-se de alunos do curso de Ciências Econômicas com ênfase em Agronegócio, ingressados em diferentes períodos e provenientes, em geral, de regiões mais

próximas de Viçosa. Tais predicativos refletiram nas características dos *networks* e, consequentemente, no modelo de difusão.

A pesquisa nas duas turmas foi utilizada apenas como um *framework* de simulação e para sugerir como aplicar a metodologia de análise de redes sociais em um problema específico.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção inicialmente serão discutidas as medidas de centralidade e estruturais dos *networks* analisados. Em seguida, serão apresentados os resultados da simulação por meio da modelagem baseada em agentes que permitiram verificar hipóteses a respeito do processo de difusão.

4.1. Características dos *networks*

4.1.1 Medidas de centralidade dos indivíduos

As matrizes de adjacências das turmas 1 e 2 (Figuras 12 e 13 do Anexo B) foram montadas utilizando as respostas ao item 3 do questionário (Anexo A). Apenas este item foi utilizado por captar as relações informais entre os indivíduos. Visto que dependendo do tipo de difusão a influência informal é mais importante do que outros tipos de influência. Assim, a análise neste trabalho considerou as influências informais para o processo de difusão.

Nas matrizes de adjacência, quando um indivíduo indica alguém é colocado o número 1, caso contrário, o número 0. A partir dessas matrizes os dados coletados foram enviados para *software* Ucinet, para a elaboração dos diagramas das redes e para o cálculo de todas as medidas de centralidade e estruturais dos *networks*.

Os *networks* 1 e 2 estão representados através dos diagramas nas Figuras 8 e 9, respectivamente. O grau de centralização *indegree*, que identifica os agentes-chave para a disseminação de informações nos *networks*, apontou o aluno 28, no *network* 1, como sendo o líder de opinião. O *network* 2 apresenta dois líderes de opinião, o aluno 24, com seis indicações, e o aluno 12, com cinco. O grau de centralização *outdegree* varia entre 1 e 3, já que cada aluno indicou até 3 três colegas.

A medida de centralidade de intermediação (*betweenness*) apontou o aluno 38 como o principal conector do *network* 1. Já no *network* 2, constituído por três núcleos, não existem indivíduos conectando a rede; o aluno 21,

entretanto, controla o fluxo de informações em um dos núcleos. As medidas de centralidade dos indivíduos podem ser verificadas nas Tabelas 3 e 4 (Anexo C). Na seção 4.2 as medidas de centralidade foram utilizadas nos ambientes de simulação, no qual as características específicas de cada indivíduo determinaram o ritmo e a velocidade do processo de difusão.

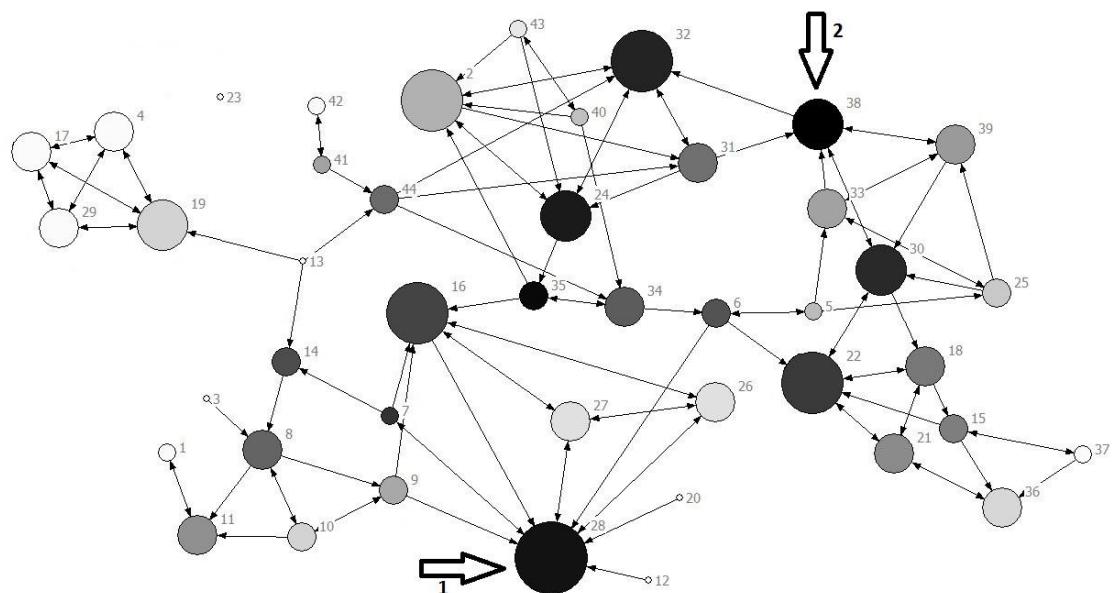


Figura 8. Diagrama *network 1*: quanto maior o tamanho dos nós mais elevado o grau de centralidade *indegree* dos respectivos agentes (a seta número 1 indica o indivíduo com maior *indegree*). Em relação à cor, os tons mais escuros referem-se à maior medida de centralidade *betweenness* (a seta número 2 indica o indivíduo com maior *betweenness*).

Fonte: Elaboração própria.

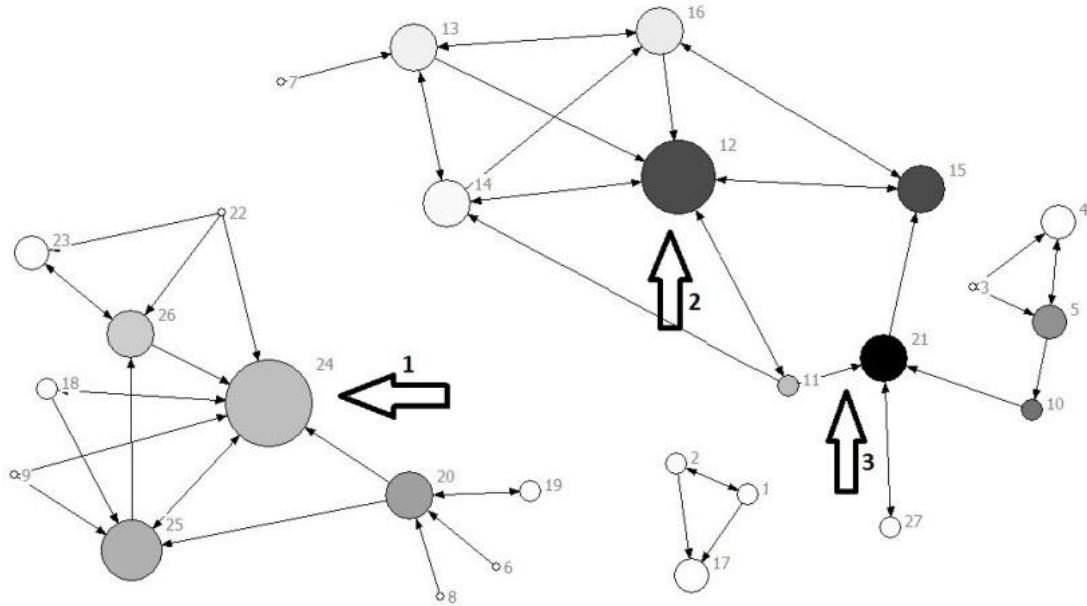


Figura 9. Diagrama *network 2*: quanto maior o tamanho dos nós mais elevado o grau de centralidade *indegree* dos respectivos agentes (as setas número 1 e 2 indicam os indivíduos com maior *indegree*). Em relação à cor, os tons mais escuros referem-se à maior medida de centralidade *betweenness* (a seta número 3 indica o indivíduo com maior *betweenness*).

Fonte: Elaboração própria.

4.1.2 Medidas estruturais do *network*

O nível de coesão diz respeito ao quanto os indivíduos no *network* estão conectados, estando positivamente correlacionado com a velocidade e com a eficiência da difusão. A coesão nos *networks 1* e *2* foi analisada através do grau de centralização e do grau médio de conexões (Tabela 1).

A medida de densidade expressa à quantidade de ligações existente na rede em relação ao número de ligações que poderiam existir, quanto maior a densidade, mais denso é *network* e maior a velocidade de difusão de informações na rede. A densidade do *network 1* é de 0,058, isto significa que 5,8% das ligações potenciais que esta rede poderia ter estão realmente

presente, para o *network 2* este valor é 7,3%. Estes resultados indicam a baixa densidade destas redes sociais.

Tabela 1. Medidas estruturais dos *networks* 1 e 2

Medidas de coesão	<i>Network 1</i>	<i>Network 2</i>
Densidade	0,058	0,073
Grau de centralização (%)	13,40	17,07
Grau médio de conexões	2,50	1,89
Coeficiente de assortatividade	-0,89	-0,70
Coeficiente de correlação (<i>fitness</i>)	0,239	0,369

Fonte: Dados da pesquisa.

O grau de centralização, que identifica a extensão na qual um agente está concentrando todas as ligações na rede, indicou o *network 2* (17,07%) ligeiramente menos homogêneo em relação ao *network 1* (13,4%), pois existe maior diferença do grau de centralidade entre os indivíduos mais influentes e dos menos influentes. Quanto mais centralizado for o *network* mais rápida tende a ser a velocidade de difusão, pois, à medida em que atinge um indivíduo com alto grau de centralidade, a informação difunde-se rapidamente ao longo de toda a rede (VANLENTE, 1995). Isto ocorre porque quanto maior a heterogeneidade entre os agentes menor a massa crítica requerida para impulsionar a difusão.

O grau médio de conexões (*mean degree*), correlacionado positivamente à difusão, indica a média de conexões que cada indivíduo possui no *network*. O *network 1* (média de 2,5 conexões por pessoa) é mais conectado do que o *network 2* (média de 1,89 conexões por pessoa). As duas medidas de centralidade citadas anteriormente indicam níveis de coesão semelhante para os dois *networks*, o que não justificaria diferenças significativas na velocidade da difusão ao longo desses dois sistemas.

O coeficiente de assortatividade, negativamente associado à difusão, definiu os *networks* 1 e 2 como sistemas dissortativos. Em sistemas

assortativos, o indivíduo mais central tende a difundir uma informação apenas para quem possui alto grau de centralidade. Em sistema dissortativos, ao contrário, os líderes de opinião tendem a difundir a informação para todo o *network*. Em sistemas dissortativos é mais provável que ocorra difusão de novas ideias e comportamentos, já que o fluxo de informação funciona nos dois sentidos, assim, se a inovação iniciar em indivíduos menos influentes também chegará ao líder de opinião.

O papel da liderança de opinião para promover a difusão foi examinado por vários estudos, que argumentam que, na verdade, todos os indivíduos participam da difusão, assumindo papéis diferentes em momentos diferentes, e que a participação dos formadores de opinião pode ser limitada, dependendo da situação. Watts e Dodds (2007) concordaram que os formadores de opinião não são os motores da inovação, afirmando que a maior parte da mudança social é impulsionada não por pessoas influentes, mas, sim, por pessoas facilmente influenciáveis, que por sua vez, influencia outras pessoas facilmente influenciáveis.

A estrutura núcleo/periferia é associada ao coeficiente de assortatividade para definir os sistemas como assortativo ou dissortativo. O *network 1* (*fitness* de 0.239) apresenta um núcleo central coeso (com densidade de 31,9%) e uma periferia pouco conectada ao núcleo. Entretanto, os agentes integrantes desta periferia encontram-se conectados (densidade de 5,5%), o que descaracteriza uma perfeita estrutura *core/periphery* (Figura 14, Anexo D). No *network 2* (*fitness* de 0.369), os resultados indicam estrutura semelhante ao *network 1* (Figura 15, Anexo D), entretanto, o valor de *fitness* mais elevado, aproxima mais este *network* de uma perfeita estrutura *core/periphery*, indicando esse sistema como menos dissortativo do que o *network 1*. Estes resultados reforçam a análise do coeficiente de assortatividade, que também apresentou o *network 2* como menos dissortativo.

4.1.3 Redes de mundo pequeno

As redes de mundo pequeno são as que mais se aproximam da maior parte dos sistemas reais, por incluir duas características típicas destes sistemas: o fato de os indivíduos se relacionarem com os vizinhos, organizando-se em agrupamentos, e manterem laços fracos com pessoas mais afastadas. As redes de mundo pequeno oferecem um mecanismo para representar influências interpessoais (boca-a-boca) dentro de uma rede social, podendo ser mais apropriadas para simular o processo de difusão por serem mais consistentes com o padrão observado no mundo real. As ligações criadas através deste mecanismo podem alterar profundamente a topologia e dinâmica das redes, sendo que poucos *links* extras são suficientes para reduzir drasticamente a separação média entre os agentes no *network*.

Através desse procedimento foram adicionadas novas conexões na rede, permitindo conciliar as propriedades do *network* 2 com as propriedades globais de uma rede aleatória, fazendo uma representação mais consistente com sistemas reais. A criação das redes de mundo pequeno resultou em duas novas redes, com aumento aleatório de 1% e 10% no número de conexões entre os agentes. As características estruturais destas redes encontram-se na Tabela 2.

A densidade da rede que, também, está relacionada à existência de lacunas estruturais, aumentou à medida que foram inseridas conexões, sinalizando redes mais coesas e redução da distância entre os agentes, reduzindo as lacunas estruturais.

O grau de centralização que sinaliza a existência de agentes altamente conectados, aumentou à medida que foram inseridas novas conexões, indicando que a rede tornou-se potencialmente mais influenciável por um número menor de agentes. Isto torna a difusão relativamente mais eficiente, pois, uma vez que o líder de opinião tem acesso a uma nova informação, esta será divulgada mais rapidamente ao restante da rede (VALENTE, 1995). O aumento no número médio de conexões (*mean degree*) reduziu a distância

média entre os agentes, contribuindo para o maior nível de coesão da rede, influenciando positivamente na velocidade do processo de difusão.

Tabela 2. Medidas estruturais do *network* 2 após a criação das redes de mundo pequeno

Medidas de coesão	Aumento aleatório no número de conexões	
	1%	10%
Densidade	0,087	0,16
Grau de centralização (%)	19,7	24,5
Grau médio de conexões	2,26	4,11
Coeficiente de assortatividade	-0,70	-0,82
Coeficiente de correlação (<i>fitness</i>)	0,310	0,218

Fonte: Dados da pesquisa.

O coeficiente de assortatividade continuou negativo após a criação das redes de mundo pequeno, e crescente, embora negativo, à medida que novas conexões foram criadas, indicando sistemas mais dissortativos. Pela análise da estrutura *core/periphery*, à medida que novos *links* foram acrescidos ao *network* o valor da medida de *fitness* diminuiu (Figuras 16 e 17, Anexo D), reforçando a análise do coeficiente de assortatividade. As redes criadas por meio do acréscimo aleatório no número de conexões podem ser visualizadas nos diagramas das Figuras 10 e 11.

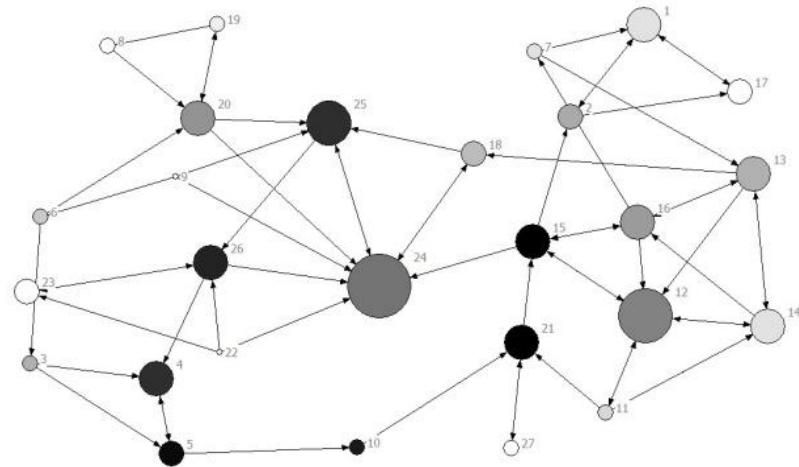


Figura 10. Diagrama *network 2A* – rede de mundo pequeno com acréscimo de 1% de conexões aleatórias

Fonte: Elaboração própria.

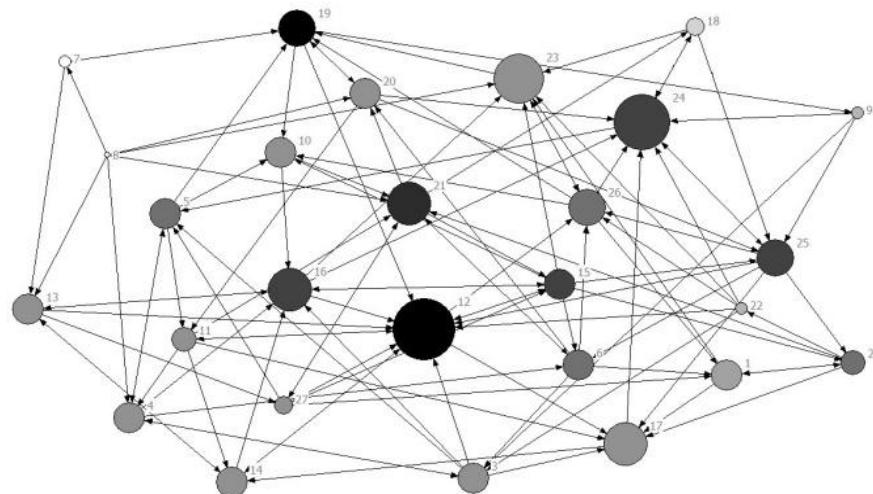


Figura 11. Diagrama *network 2B* – rede de mundo pequeno com acréscimo de 10% de conexões aleatórias

Fonte: Elaboração própria.

4.2 Modelo de simulação

Por meio da modelagem baseada em agentes foram realizados diversos experimentos de simulação, supondo que uma inovação, por exemplo, seja introduzida a partir dos agentes mais centralizados ou com maior índice de

betweenness. A simulação permitiu testar a influência das características do *network* sobre a trajetória do processo de difusão.

No primeiro cenário, o processo de difusão foi simulado com a inovação sendo adotada inicialmente por agentes escolhidos aleatoriamente no *network* 1. Assim, através do Gráfico 1, é possível observar que a difusão atinge no máximo em torno de 90% da rede. Isto ocorre devido o *network* 1 apresentar grupos de agentes que não recebem influência do restante da rede, seja pelo fato de estarem desconectados ou por levar em consideração a direção da indicação, demonstrada no diagrama da Figura 8. Neste cenário, a velocidade de difusão é menor do que quando adotada medidas para se alcançar mais rapidamente a massa crítica.

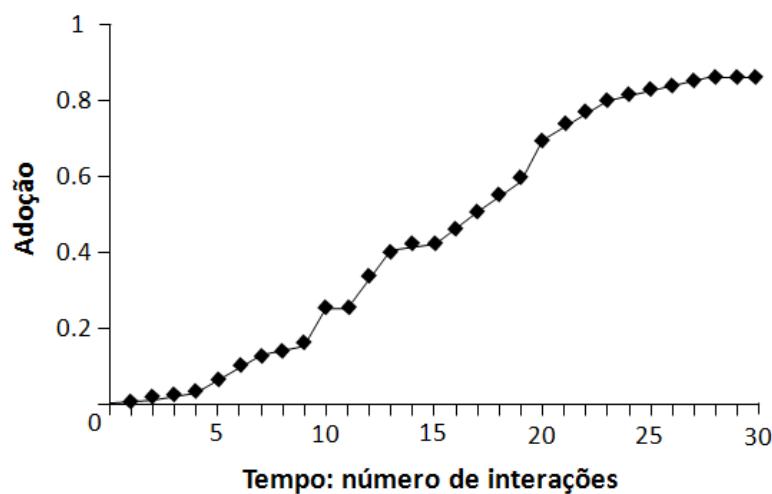


Gráfico 1. Simulação da difusão iniciando em adotantes escolhidos aleatoriamente no *network* 1

Fonte: Elaboração própria.

As estratégias utilizadas para alcançar a massa crítica de forma mais rápida e, assim, acelerar a velocidade da difusão de novas ideias ou comportamentos podem ser, por exemplo, oferecer incentivos aos primeiros adotantes, tentar moldar o pensamento dos agentes para convencê-los que a inovação é inevitável ou que a massa crítica já foi atingida, ou ainda, introduzindo a inovação em grupos que são mais suscetíveis a inovar.

Entretanto, uma maneira eficiente é através da adoção inicial da inovação ser feita por indivíduos influentes no *network* (ROGERS, 2003) que difundiria rapidamente a adoção por toda a rede, por meio do efeito contágio.

Assim, no processo de simulação foi testada a adoção inicial sendo feita pelo agente com maior grau de centralidade (*indegree*). Em tal caso, a trajetória de difusão no *network* 1 desdobra-se mais rapidamente do que quando a adoção da inovação é iniciada aleatoriamente (Gráfico 2). Porém, pela impossibilidade da difusão ser completa por toda a rede, devido a direção das indicações, no período de tempo $t = 17$ o processo de difusão atinge o seu limite. Em relação à taxa de adoção foi observado que em alguns períodos de tempo, em cerca de $t = 10$ a $t = 13$; a difusão ocorre de forma extremamente rápida pelo sistema, após atingir a massa crítica, intercalando com momentos em que o percentual de adotantes pouco mudou de um período de tempo para outro, acelerando novamente em $t > 15$. Isso ocorre devido à estrutura do *network*, quando a informação atinge um núcleo coeso, difunde-se rapidamente dentro desse grupo, aumentando a taxa de adoção, reduzindo em seguida até atingir outro núcleo na rede.

Outra medida para identificar os indivíduos mais influentes na rede, a centralidade de intermediação (*betweenness*), leva em consideração a capacidade do agente de conectar diferentes núcleos dentro da rede. A simulação de uma inovação sendo iniciada pelo indivíduo com maior centralidade *betweenness* resultou em maior velocidade na difusão. Neste caso, o processo de difusão atinge o seu limite em um período de tempo menor ($t = 13$). Embora o processo de difusão em algum momento passe pelos indivíduos mais centrais para disseminar por toda a rede, os indivíduos conectores (com maior grau de centralidade *betweenness*) são um dos principais responsáveis para proporcionar maior velocidade de difusão em um sistema social (Gráfico 2). Esse resultado sugere que os líderes de opinião são importantes para disseminar o processo de difusão para uma massa crítica de agentes, entretanto, esses os indivíduos não são os únicos responsáveis para tornar esse processo mais rápido.

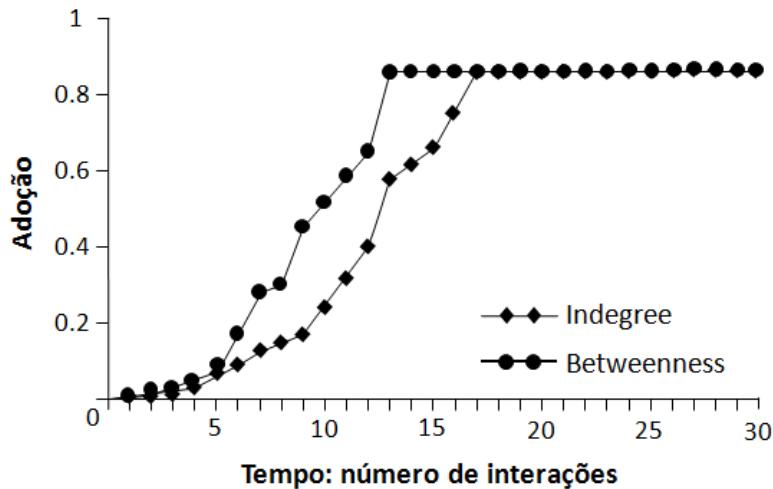


Gráfico 2. Simulação da difusão iniciando nos agentes com maiores centralidades *indegree* e *betweenness* no *network 1*

Fonte: Elaboração própria.

A falta de agentes com alta centralidade *betweenness* está associada à presença de lacunas estruturais. Essas lacunas resultam de subgrupos desconectados na rede, e, quando detectadas e preenchidas por algum agente, podem conferir vantagem estratégica deste agente sobre os demais (BURT, 1995). No *network 2*, que apresenta núcleos desconectados, a difusão não é completa. Um indivíduo, ou instituição, que estabeleça o contato entre estes subgrupos pode se tornar um influente agente nesta rede, podendo difundir ou filtrar informações relevantes em seu próprio benefício (Gráfico 3).

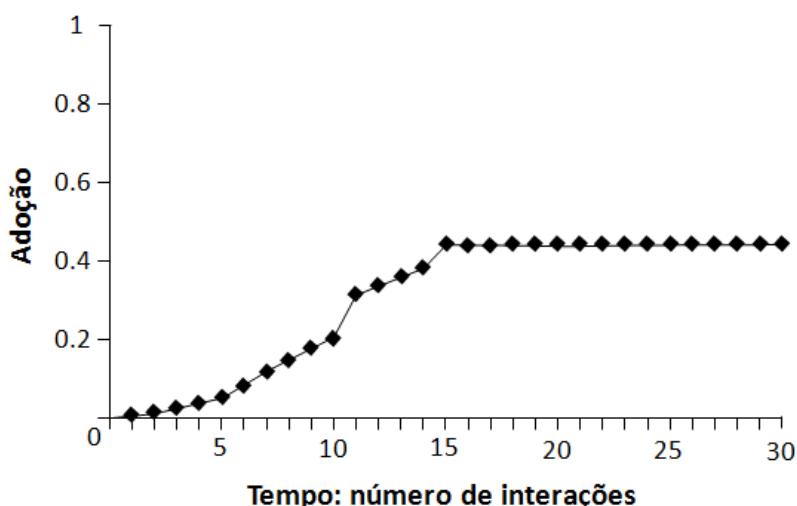


Gráfico 3. Simulação da difusão iniciando de forma aleatória no *network 2*

Fonte: Elaboração própria.

Para simular um ambiente, o aluno 7 do *network 2*, que não é central na rede, foi reposicionado. Foram feitas ligações entre esse aluno e os alunos 12, 24 e 17 (maiores *indegrees* em cada subgrupo), unindo todos os núcleos do *network* – que podem ser visualizados através da Figura 9. Estas ligações conectando os subgrupos deram origem a um agente com alta centralidade *betweenness*, que permitiu o fluxo de informação pelo *network*, e, como resultado, a difusão foi completa na rede (Gráfico 4). Após serem criadas estas ligações estratégicas, o indivíduo atuou como conector nestes subgrupos, preenchendo a lacuna estrutural. Em um sistema produtivo, por exemplo, este exercício de preenchimento da lacuna estrutural pode ser realizado por fornecedores ou entidades de governança, permitindo a interação entre as empresas e tornando possível o fluxo de informação que pode impulsionar a difusão de inovações.

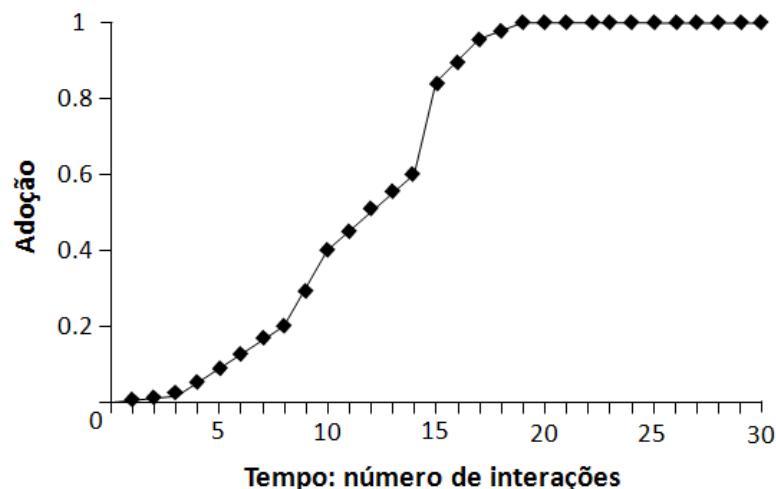


Gráfico 4. Simulação da difusão iniciando no agente com maior centralidade *betweenness*, após o preenchimento da lacuna estrutural no *network 2*

Fonte: Elaboração própria.

Para verificar o efeito do aumento do nível de coesão sobre a velocidade de difusão foram construído alguns cenários utilizando o *network 2*, com a formação de redes de mundo pequeno. Como resultado foi possível observar que a difusão alcançou todos os indivíduos do *network* em um

período de tempo menor, à medida que o nível de coesão da rede aumentou. Dessa forma, com um número menor de agentes foi possível alcançar a massa crítica do *network*. Esses resultados confirmam a hipótese de que, em *networks* sociais com maior nível de coesão é maior a velocidade de difusão (BURT, 1987).

No *network* 2A (grau de centralização de 19,7%) a difusão ocorreu mais lentamente do que no *network* 2B (grau de centralização de 24,5). Isto confirma a hipótese de Valente (1995) que em estruturas mais centralizadas a velocidade da difusão é maior. Assim, quando a inovação é iniciada no *network* 2B, que possui menor número de agentes concentrando as indicações da rede, difunde-se de forma rápida pelo sistema. Assim, em cerca do período de tempo $t = 9$, o processo de difusão já estava completo (Gráficos 5).

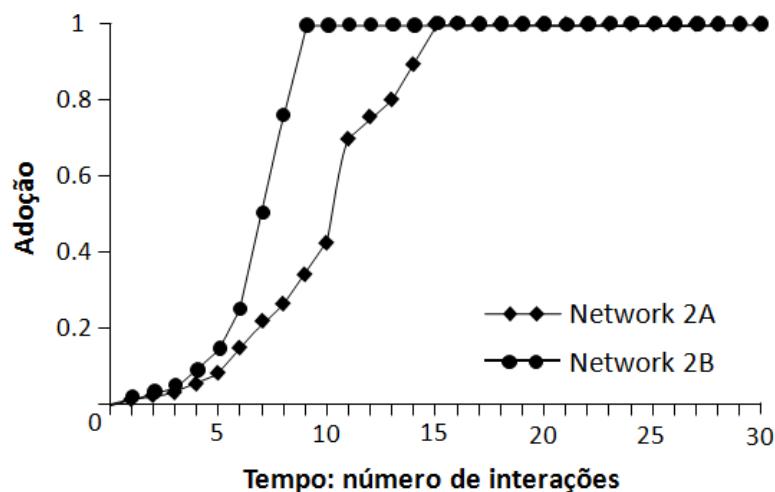


Gráfico 5. Simulação da difusão iniciando no agente com maior centralidade *betweenness* no *network* 2A (1% de conexões aleatórias) e no *network* 2B (10% de conexões aleatórias)

Fonte: Elaboração própria.

O ritmo de difusão de uma inovação depende além da presença de indivíduos altamente influentes, da densidade com que os indivíduos estão, em média, conectados uns aos outros. A explicação é que, em redes muito esparsas, onde os agentes encontram-se pouco conectados, não existem

clusters grandes o suficiente para formar uma massa crítica que propicie o aumento na taxa de adoção. Neste caso, a difusão, quando chega a ocorrer, limita-se aos *clusters* isolados e de pequeno tamanho, onde eventualmente se iniciam (WATTS; DODDS, 2007), assim, para alcançar mais rápido a massa crítica, a difusão depende, crucialmente, dos agentes mais influentes serem convencidos a adotar a inovação. Vale destacar que, em um sistema social os inovadores são os indivíduos marginais, pois os indivíduos mais bem relacionados (mais centrais) já possuem tantas conexões que estão interessados em manter o seu *status quo*, assim não necessitam que ocorram novidades, pois já são os mais influentes, se começar a mudar a realidade piora a sua situação (ROGERS, 2003). Então, normalmente quem inova são os indivíduos marginais, apenas depois que os mais influentes são convencidos a adotarem, mas não são eles que introduzem as inovações. Portanto, os indivíduos mais influentes na rede são importantes para difundir as inovações, mas não são os primeiros adotantes.

5. CONCLUSÕES

A análise de redes sociais permite estudar como as características estruturais de *networks* influenciam o comportamento individual e coletivo. Este conhecimento aplicado à teoria de difusão de inovações permite compreender os mecanismos de influência interpessoal que determinam a adoção de inovações, relacionadas às ideias, crenças e comportamentos dos indivíduos.

Com esta pesquisa foi possível constatar que o processo de difusão está positivamente associado com a presença de indivíduos de destaque na rede, identificados pelas medidas de centralidade *indegree* e *betweenness*. Entretanto, estas características são importantes em sistemas dissortativos, nos quais os indivíduos centrais estão conectados ao restante da rede. Nos referidos sistemas, a política pública pode concentrar-se nos líderes de opinião para a disseminação de novas tecnologias ou comportamentos desejáveis. Entretanto, em sistemas assortativos eventuais campanhas de adoção não serão efetivas se focarem nos líderes de opinião, pois a adoção ficaria restrita a este grupo. Portanto, neste sistema, a forma mais eficiente de desencadear a difusão é através de políticas públicas de natureza horizontal, procurando influenciar uma massa crítica de indivíduos.

Os resultados também indicaram que, a difusão torna-se mais rápida em *networks* com maior grau de centralização. Portanto, a influência dos líderes de opinião para desencadear o processo de difusão é importante em *networks* centralizados e dissortativos.

A análise de redes de mundo pequeno demonstrou que a redução da distância média entre os agentes aumenta a taxa de adoção. Assim, após adicionar um número pequeno de *links* conectando os agentes, o processo de difusão ocorre mais rápido, pois é necessário um número menor de agentes para se alcançar a massa crítica. Este resultado sugere que, quanto mais conectado o *network*, menor a massa crítica requerida para desencadear o

processo de difusão. Todos esses resultados estão condizentes com os resultados com a literatura sobre o processo de difusão em *networks*.

O aperfeiçoamento desta metodologia de análise poderá ser utilizado para auxiliar no planejamento de políticas públicas que visem à difusão de novas tecnologias ao sistema produtivo, como, por exemplo, técnicas mais sustentáveis de produção ou adoção de métodos para o aumento da produtividade. Entidades de fomento ao desenvolvimento rural poderiam se beneficiar com esta técnica de análise, podendo impulsionar o sucesso de políticas de transferência de tecnologias.

Os mecanismos de cascatas de informação contidos no modelo desenvolvido neste trabalho também podem ter aplicações fora do âmbito da difusão da inovação. Um possível campo de aplicação seria finanças, onde a propagação de informações pode afetar os preços dos ativos. Outras áreas poderiam ser a de políticas sociais e a de saúde pública.

Apenas para exemplificar, suponhamos que estejamos interessados em reduzir a incidência do abuso de uso de álcool entre estudantes em uma comunidade universitária. Em quem deveríamos focalizar os esforços? Nos estudantes mais populares, identificados, por exemplo, por questionários como os elaborados para essa pesquisa. Ou deveríamos nos preocupar em fazer uma campanha que atingisse um número de pessoas suficiente para desencadear o processo de mudança comportamental? A campanha para alunos das áreas de ciências exatas deveria ser diferente da campanha para os alunos de ciências humanas? Em que medida o abuso de álcool é um fenômeno mais comportamental, que implica a necessidade de focalizar os *networks* sociais, ou depende de outros fatores ligados, por exemplo, à hereditariedade biológica, o que requereria empregar remédios ou tratamento médico dos indivíduos mais afetados.

Todas essas questões envolvem uma discussão sobre as características das redes sociais em que os estudantes estão inseridos, e isso recomenda a utilização de uma metodologia similar ao que foi proposto aqui.

BIBLIOGRAFIA

- ACEMOGLU, D.; OZDAGLAR, A.; YILDIZ, E. **Diffusion of innovations in social networks.** In: Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011. 50th IEEE Conference on. IEEE, p. 2329-2334, 2011.
- ALLEN, D. New Telecommunication Services: Network Externalities and Critical Mass. **Telecommunication Policy**, v. 12, n. 3, p. 257–271, 1983.
- BARABASI, A-L. **Linked:** The New Science of Networks. Cambridge, MA: Perseus. 2009.
- BARABÁSI, A-L.; ALBERT, R. Emergence of scaling in random networks. **Science**, v. 286, p. 509–512, 1999.
- BASS, F.M. A new product growth model for consumer durables. **Management Science**, v. 15, p. 215-227, 1969.
- BIKHCHANDANI, S.; HIRSHLEIFER, D.; WELCH, I. A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades. **J Polit Econ**, v. 100, p. 992–1026, 1992.
- BORGATTI, S.; EVERETT, M.G. Models of core/periphery structures. **Social Networks**, v. 21, p. 375-395, 1999.
- BURT, R.S. Social contagion and innovation: cohesion versus structural equivalence. **American Journal of Sociology**, v. 92, p. 1287-335, 1987.
- _____. **Structural holes:** the social structure of competition. Cambridge; Massachussets; London: Harvard University Press, 1995.
- CHOI, H.; KIM, S-H.; LEE, J. Role of network structure and network effects in diffusion of innovations. **Ind Mark Manag**, v. 39, p. 170–177, 2010.
- DEROI AN, F. Formation of social networks and diffusion of innovations. **Research policy**, v. 31, n. 5, p. 835-846, 2002.
- EASLEY, D.; KLEINBERG, J. **Networks, Crowds, and Markets:** Reasoning About a Highly Connected World. Cambridge University Press, 2010.
- FERBER, J. **Multi-Agent Systems:** An Introduction to Distributed Artificial Intelligence. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, USA, 1999.
- FISCHER, C.S. **America Calling:** A Social History of the Telephone to 1940. Berkeley: University of California Press. 1992.

- FREEMAN, L.C. Centrality in social networks: conceptual clarification. **Social Networks**, v. 1, n. 1, p. 215-239, 1979.
- GLADWELL, M. **The tipping point:** How little things can make a big difference. Hachette Digital, Inc., 2006.
- GOLDER, P.; TELLIS, G.J. Growing, growing, gone: cascades, diffusion, and turning points in the product life cycle. **Market Sci**, v. 23, p. 207–218, 2004.
- GRANOVETTER, M. The strength of weak ties. **American Journal of Sociology**, v. 78, p. 1360-80, 1973.
- GRILICHES, Z. Hybrid corn: an exploration in the economics of technological change. **Econometrica**, v. 25, p. 501–522, 1957.
- HAUSER, J.; TELLIS, G.J.; GRIFFIN, A. **Research on Innovation:** A Review Agenda for Marketing Science. **Marketing Science**, v. 25, n. 6, p. 687-717, 2006.
- HOLLAND, J.H. **Emergence:** From Chaos to Order. Oxford: Oxford University Press, 1998.
- JOHNSON, N. **Simply complexity:** a clear guide do complexity theory. Oxford: Oneworld, 2007.
- KATZ, E.; LAZARSFELD, P.F. **Personal Influence, The part played by people in the flow of mass communications.** Transaction Publishers, 1970.
- KEARNS, M.; SURI, S.; MONTFORT, N. An experimental study of the coloring problem on human subject networks. **Science**, v. 313, n. 5788, p. 824–827, 2006.
- LEE, E.; LEE, J.; LEE, J. Reconsideration of the winner-take-all hypothesis: complex networks and local bias. **Manag Sci**, v. 52, n. 12, p. 1838–1848, 2006.
- LIU, B. S.-C.; MADHAVAN, R.; SUDHARSHAN, D. DiffuNET: The impact of network structure on diffusion of innovation. **European Journal of Innovation Management**, v. 8, n. 2, p. 240-262, 2005.
- MILGRAM, Stanley. The small world problem. **Psychology today**, v. 2, n. 1, p. 60-67, 1967.
- MITCHELL, M. **Complexity:** a guided tour. Estados Unidos: Oxford University Press, 2009.
- NEWMAN, M.E. **Networks, an introduction.** Oxford: Oxford University Press, 2012.

- PADGETT, J.F.; ANSELL, C.K. Robust Action and the Rise of the Medici, 1400-1434. **American journal of sociology**, v. 98, p. 1259-1319, 1993.
- PEGORETTI, G.; RENTOCCHINI, F.; MARZETTI, G.V. An agent-based model of innovation diffusion: network structure and coexistence under different information regimes. **J Econ Interct Coord**, v. 7, p. 145-165, 2012.
- PERES, R.; MULLER, E.; MAHAJAN, V. Innovation diffusion and newproduct growthmodels: a critical review and research directions. **Int J Res Market**, v. 27, p. 91-106, 2010.
- PRELL, C. **Social network analysis, history, theory and methodology**. Los Angeles: Sage, 2012.
- ROGERS, E.M. **Diffusion of innovations**. Free Press, London, NY, USA, 2003.
- RYAN, B.; GROSS, N.C. The diffusion of hybrid seed corn in two Iowa communities. **Rural sociology**, v. 8, n. 1, p. 15-24, 1943.
- SCHELLING, T.C. **Micromotives and Macrobbehavior**. New York: Norton, 1978.
- SHAIKH, N.I.; RANGASWAMY, A.; BALAKRISHNAN, A. **Modeling the diffusion of innovations using small-world networks**. Tech. rep., Working paper. Penn State University, 2006.
- STEVENSON, W.; GREENBERG, D. Agency and social networks: strategies of actions in a social structure of position, opposition, and opportunity. **Administrative Science Quarterly**, v. 45, n.4, p. 651-678, 2000.
- TESFATSION, L.; JUDD, K. **Handbook of Computational Economics**, v. 2. Agent-Based Computational Economics. Elsevier, North-Holland, 2006.
- VALENTE, T.W. **Network Models of the Diffusion of Innovations**. Creskill, NJ: Hampton Press, 1995.
- _____. Social network thresholds in the diffusion of innovations. **Social networks**, v. 18, n. 1, p. 69-89, 1996.
- _____. Network models and methods for studying the diffusion of innovation. In: CARRINGTON, P.J.; SCOTT, J.; WASSERMAN, S. (Eds.) **Models and methods in social network analysis**. Cambridge University Press, Cambridge, p. 98–116, 2005.
- WATTS, D.J. **Six Degrees**: The Science of a Connected Age. New York: Norton, 2003.

WATTS, D.J.; DODDS, P.S. Influentials, networks, and public opinion formation. **Journal of Consumer Research: An Interdisciplinary Quarterly**, v. 34, n. 4, p. 441–458, 2007.

WATTS, D.J.; STROGATZ, S.H. Collective dynamics of small-world networks. **Nature**, n. 393, p. 440-442, 1998.

YOUNG, H. P. The diffusion of innovations in social networks. Economy as an Evolving Complex System. **Proceedings volume in the Santa Fe Institute studies in the sciences of complexity**, v. 3, p. 267-282, 2002.

ANEXOS**Anexo A****QUESTIONÁRIO**

Nome: _____ Matrícula: _____

Cidade de origem: _____

1. Dentre os alunos da disciplina de ECO 275 (Macroeconomia 1), em cada categoria, selecione três colegas com os quais você possui contato mais frequente.

Alunos*	Com os quais você mantém mais relação, dentro e fora da classe:	A quais deles recorre para esclarecer dúvidas em relação às matérias estudadas:	Com quem mais discute assunto extraclasse:
Aluno 1			
Aluno 2			
Aluno 3			
Aluno 4			
Aluno 5			
Aluno 6			
Aluno 7			
Aluno 8			
Aluno 9			
Aluno 10			
Aluno 11			
Aluno 12			
Aluno 13			
Aluno 14			
Aluno 15			
Aluno 16			
Aluno 17			
Aluno 18			
Aluno 19			
Aluno 20			
Aluno 21			
Aluno 22			
Aluno 23			
Aluno 24			
Aluno 25			
Aluno 26			
Aluno 27			

Nota: *Os nomes foram retirados nesta versão do questionário para preservar a identidade dos participantes, mas a versão utilizada durante a entrevista apresentava o nome dos alunos referente a cada turma.

Anexo B

Figura 12. Matriz de adjacência da turma 1 (*network* 1)

Fonte: Dados da pesquisa.

Figura 13. Matriz de adjacência da turma 2 (*network 2*)

Fonte: Dados da pesquisa.

Anexo C

Tabela 3. Medidas de centralidade do *network* 1

Aluno	InDegree	Betweenness
1	1	0.00
2	5	0.01
3	0	0.00
4	3	0.00
5	1	0.01
6	2	0.08
7	1	0.10
8	3	0.08
9	2	0.01
10	2	0.00
11	3	0.02
12	0	0.00
13	0	0.00
14	2	0.09
15	2	0.03
16	5	0.10
17	3	0.00
18	3	0.03
19	4	0.00
20	0	0.00
21	3	0.03
22	5	0.10
23	0	0.00
24	4	0.12
25	2	0.00
26	3	0.00
27	3	0.00
28	8	0.13
29	3	0.00
30	4	0.11
31	3	0.03
32	5	0.12
33	3	0.02
34	3	0.08
35	2	0.13
36	3	0.00
37	1	0.00
38	4	0.16
39	3	0.02
40	1	0.01
41	1	0.02
42	1	0.00
43	1	0.00
44	2	0.05

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 4. Medidas de centralidade do *network* 2

Aluno	InDegree	Betweenness
1	1	0.00
2	1	0.00
3	0	0.00
4	2	0.00
5	2	0.03
6	0	0.00
7	0	0.00
8	0	0.00
9	0	0.00
10	1	0.04
11	1	0.02
12	5	0.05
13	3	0.01
14	3	0.01
15	3	0.05
16	3	0.01
17	2	0.00
18	1	0.00
19	1	0.00
20	3	0.03
21	3	0.06
22	0	0.00
23	2	0.00
24	6	0.02
25	4	0.02
26	3	0.02
27	1	0.00

Fonte: Dados da pesquisa.

Anexo D

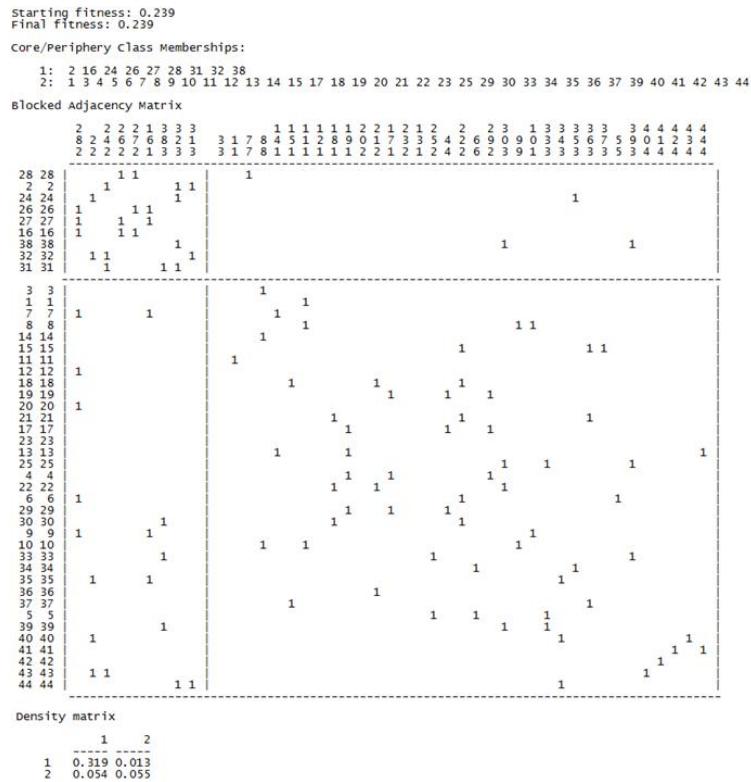


Figura 14. Estrutura *core/periphery* do *network 1*

Fonte: Dados da pesquisa.

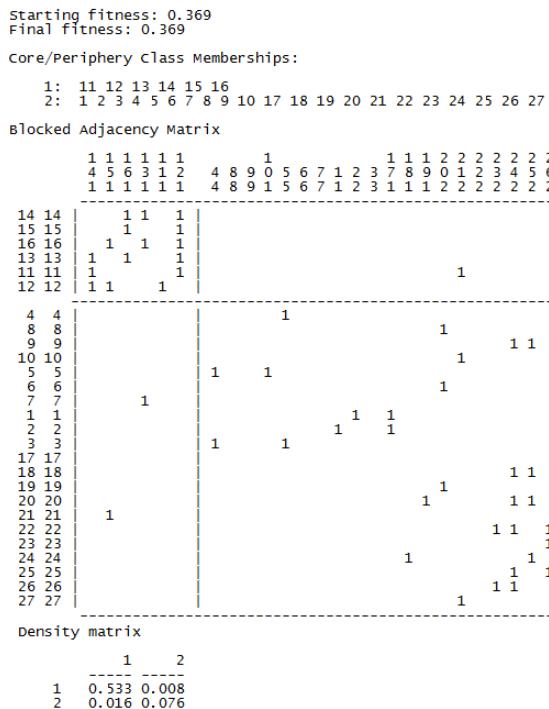


Figura 15. Estrutura *core/periphery* do *network 2*

Fonte: Dados da pesquisa.

Anexo D

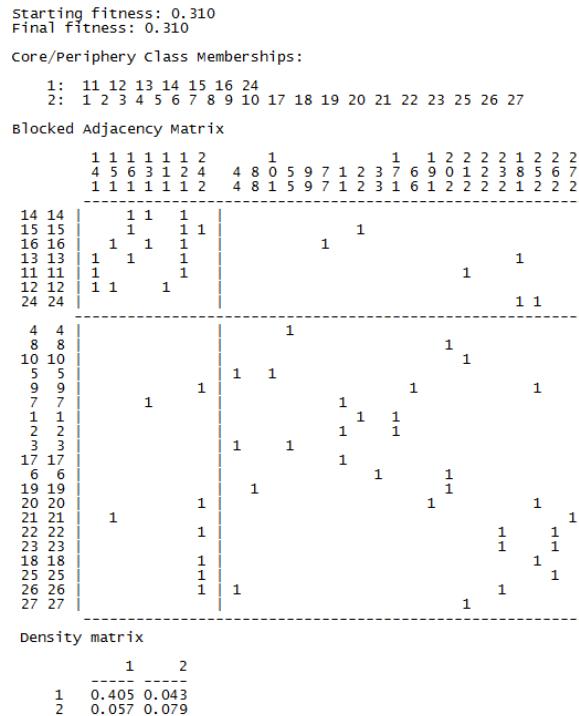


Figura 16. Estrutura *core/periphery* do *network 2A* – rede de mundo pequeno com 1% de conexões aleatórias

Fonte: Dados da pesquisa.

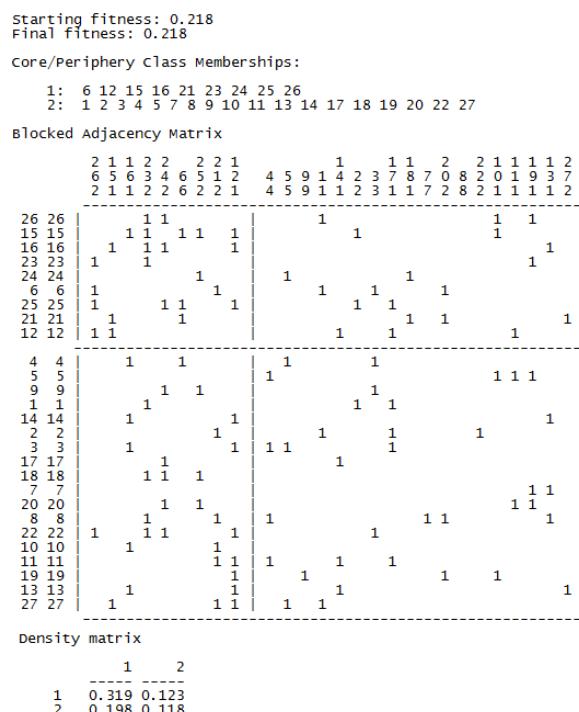


Figura 17. Estrutura *core/periphery* do *network 2B* – rede de mundo pequeno com 10% de conexões aleatórias

Fonte: Dados da pesquisa.