

# Difusão de Inovações entre Consumidores Conectados em Redes Sociais\*

*Herbert Kimura*

Centro de Ciências Sociais e Aplicadas da Universidade Presbiteriana Mackenzie

*Eduardo Kazuo Kayo*

Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo

*Luiz Carlos Jacob Perera*

Centro de Ciências Sociais e Aplicadas da Universidade Presbiteriana Mackenzie

Recebido: 07/06/2009 Versão revisada (entregue): 05/03/2010 Aprovado: 14/06/2010

---

## RESUMO

No modelo computacional desenvolvido neste artigo, estuda-se a dinâmica de propagação de informações ou inovações, visando identificar como ideias, tecnologias ou produtos se difundem entre indivíduos dentro de uma rede social. Os resultados do modelo sugerem grande dependência da propagação de tecnologias às condições iniciais da população, refletidas pela distribuição da propensão inicial dos indivíduos em aceitarem uma nova ideia ou um novo produto. Quando há aversão da população à inovação, esforços devem ser focados em formadores de opinião, que induzirão outras pessoas a romperem barreiras para a adoção da ideia ou produto. Adicionalmente, devem ser privilegiadas estratégias de divulgação que façam as pessoas atribuírem peso maior, no seu processo decisório, a determinados estímulos que recebem. Neste contexto, o fato de um produto ou ideia estar na moda afeta a velocidade da

\* Os autores agradecem os pareceristas pelas críticas e sugestões para melhoria do artigo.

propagação. Programas de *marketing*, descontos especiais e aumento do número de conexões na rede social também são estratégias relevantes.

PALAVRAS-CHAVE | Difusão de Inovações; Redes Sociais; Modelagem Matemática; Simulação Computacional.

CÓDIGOS JEL | M15; M31

## **Diffusion of Innovation among Consumers Linked in Social Networks**

### ABSTRACT

In the computational model developed in this article, we study the dynamics of diffusion of information or innovations, aiming to identify how ideas, technologies or products are spread among individuals within a social network. Results suggest strong dependence of the spread of technologies to the initial conditions of the population, reflected by the initial distribution of the propensity of individuals to accept a new idea or product. When there is aversion to innovation, efforts should be focused on influent individuals that lead others in their social network to break barriers and adopt new products. Additionally, one should privilege strategies that make people give greater weight, in their decision making, to certain stimuli they receive. In this context, the fact that a product or an idea be in fashion affects the propagation speed. Marketing programs, special discounts and increased number of connections in social networks are relevant strategies.

KEYWORDS | Diffusion of Innovations; Social Networks; Mathematical Modeling; Computational Simulation.

JEL-CODES | M15; M31

## 1. Introdução

Desde os primórdios da computação, sempre houve especulações sobre a extensão pela qual as máquinas seriam modelos do cérebro (HUNT, 1968), como, por exemplo, as discutidas por Berkeley (1949) e Von Neumann (1958). Em psicologia, trabalhos como os baseados em Newell, Shaw e Simon (1965) constituem projetos de pesquisa relevantes que introduziram a simulação computacional utilizando representações. Uma representação constitui uma imagem, modelo ou reprodução que usualmente serve para aprimorar o entendimento do objeto representado (SUPPES; PAVEL; FALMAGNE, 1994).

O uso de técnicas de simulação computacional em psicologia pode, portanto, auxiliar na compreensão de fenômenos característicos do comportamento humano. Em particular, Nilsson (1981) sugere que a lógica de primeira ordem representa uma abordagem poderosa para a representação do conhecimento em áreas relacionadas com psicologia, ciências cognitivas e inteligência artificial. É importante destacar que os modelos de simulação são também úteis para o estudo em administração e, em especial, para o desenvolvimento de teorias, como argumentam, por exemplo, Davis, Eisenhardt e Bingham (2007).

No modelo desenvolvido neste artigo, estuda-se a dinâmica de propagação de informações ou inovações, visando identificar como ideias, tecnologias ou produtos se difundem entre indivíduos dentro de uma rede social, na qual existem vínculos fracos e fortes entre os agentes. Assim, a partir de premissas simples do comportamento das pessoas, busca-se avaliar como uma ideia, tecnologia ou produto, que inicialmente não possui nenhum defensor ou usuário, é aceito pelas pessoas e se propaga pela população. Considerando um mundo cada vez mais integrado e interconectado, ideias ou descobertas isoladas podem se difundir rapidamente, podendo influenciar comportamentos e tendências. Por exemplo, o apoio ou a rejeição de uma ideia, bem como a decisão de compra de um produto ou de uso de uma tecnologia, pode advir de estímulos que o indivíduo obtém de sua rede de relacionamento.

Portanto, o mecanismo de simulação contemplado neste artigo envolve a incorporação dos estímulos em um processo comportamental, cujo resultado final deve se refletir na incorporação ou aceitação de uma ideia, na adoção de uma inovação tecnológica ou na aquisição de um novo produto. Seguindo o princípio do KISS – *Keep it simple, stupid* (AXELROD, 1997), será implementado um modelo relativamente simples que permite investigar algumas características da dinâmica populacional. Identificando aspectos relevantes da dinâmica da rede, mecanismos

de propagação de informações e ações de *marketing* podem ser estudados a partir da modelagem, com evidentes economias de tempo e capital investido no projeto. Afinal, a análise de comportamento simulado, apesar de um possível distanciamento da realidade, possibilita que parâmetros sejam preliminarmente calibrados, diminuindo gastos com eventuais ajustes após a efetiva implementação de políticas ou estratégias.

Assim, as aplicações do modelo são diversas. Por exemplo, o setor público, ao identificar características de redes sociais ou comunidades, pode promover iniciativas voltadas à saúde ou políticas de conscientização com impacto maior se aspectos de propagação de informação forem considerados. Com isso, o governo não precisa necessariamente comunicar uma informação diretamente a cada indivíduo, pois conexões entre as pessoas podem viabilizar sua difusão. De maneira semelhante, empresas podem aproveitar o conhecimento da dinâmica de difusão de ideias ou informação para elaborar suas estratégias de *marketing*. Neste contexto, comunidades virtuais em redes de relacionamento, como Orkut e Facebook, podem impulsionar novas tendências. Além disso, em uma empresa cuja atividade depende fortemente do capital intelectual e em um ambiente no qual o domínio do conhecimento é cada vez mais difícil, a interação entre agentes propicia uma difusão mais rápida de ideias. É importante enfatizar que o texto, apesar de focar a discussão em processos de difusão de inovação, pode ser utilizado genericamente na análise de mecanismos de propagação de ideias ou produtos. O modelo deste trabalho segue conceituações semelhantes às de Goldenberg, Libai e Muller (2001) e Van den Bulte e Joshi (2007), nas quais é estudada a difusão de inovações de forma ampla, cuja discussão é fundamentada na adoção de novos produtos.

Os resultados do modelo proposto sugerem grande dependência da propagação de informações ou tecnologias às condições iniciais da população, refletidas pela distribuição da propensão inicial dos indivíduos em aceitarem uma nova ideia ou um novo produto. Em particular, quando há uma aversão da população à inovação, esforços devem ser focados primordialmente em formadores de opinião, que, por sua vez, induzirão outros indivíduos de sua rede social a romperem barreiras para a adoção da ideia ou produto. Adicionalmente, devem ser privilegiadas estratégias de divulgação que possam ser mais contundentes no sentido de as pessoas atribuírem peso maior, no seu processo decisório, a determinados estímulos que recebem. Nesse sentido, o fato de um produto ou de uma ideia estar na moda ou ser considerado *fashion* afeta a velocidade na adoção de tecnologia. Portanto, a tendência de mercado pode ter influência na opinião do indivíduo. Desse modo, o modelo do trabalho é compatível com o contexto proposto por Van den Bulte e Joshi (2007), no qual

a propagação de uma tecnologia na rede social decorre de indivíduos influentes, cuja opinião serve de estímulo para novos adeptos, e no qual o fator associado ao produto estar na moda implica que agentes imitadores tornem-se usuários.

Os resultados do modelo podem orientar diversas estratégias. Por exemplo, programas de *marketing*, descontos especiais e aumento das conexões na rede social podem ser estratégias relevantes para a disseminação de novos produtos. De forma análoga, informações de caráter público podem, portanto, possuir maior impacto se forem fortalecidas as conexões entre agentes. Conforme já mencionado, dado o caráter genérico do modelo, o tratamento de difusão de tecnologia em uma rede social pode ser analisado sob diversas perspectivas, como, por exemplo, de introdução de novos produtos ou propagação de ideias.

## 2. Referencial teórico

De acordo com Suppes, Pavel e Falmagne (1994), o uso de modelos em ciências sociais proporciona diversos exemplos de representações que são utilizados, primordialmente, para: melhorar a compreensão de um fenômeno; reduzir a estrutura de um problema para simplificar a análise; computar e manipular numericamente uma dada estrutura; e classificar indivíduos e objetos em categorias representativas. Conforme Orcutt (1960), até 1950, o uso de simulação baseava-se no estudo de fenômenos sociais por meio de analogias ou propriedades físicas. A partir da década de 1960, a simulação tornou-se mais utilizada, principalmente com estudos de dinâmica econômica (COHEN; CYERT, 1961) e da teoria comportamental da empresa (CYERT; MARCH, 1963). Nos últimos 20 anos, a simulação tem apresentado grande expansão (AXELROD, 2005), como, por exemplo, aquela fomentada por Schelling (1978) e Axelrod (1984, 1997), porém, o campo de estudo ainda é incipiente (DAVIS; EISENHARDT; BINGHAM, 2007).

Ressalta-se que o uso de simulação computacional em psicologia já é discutido há várias décadas, como no trabalho de Hunt (1968). Exemplificando, Suppes, Pavel e Falmagne (1994) ilustram um caso de aplicação de modelagem em psicologia, no qual um indivíduo deve discriminar dois estímulos e decidir qual dos dois aparenta exceder o outro a partir de uma perspectiva de um atributo sensorial, como, por exemplo, volume sonoro ou nível de claridade. O uso de simulação possibilita, entre outras vantagens: menor custo devido à necessidade de uma quantidade menor de experimentos; maior acurácia na coleta de dados; e maior controle da informação e dos dados revelados aos agentes (DUFFY, 2006).

Assim, é importante contextualizar o problema no qual a simulação deste trabalho é utilizada. Neste artigo, pretende-se investigar a dinâmica da adoção de uma tecnologia a partir de um modelo em que agentes em uma sociedade seguem comportamentos simples em função de estímulos que recebem. Nesta perspectiva, os agentes apresentam dados de saída, refletidos em seu comportamento, que são funções de dados de entrada, definidos na forma de estímulos. Enfatiza-se que a modelagem baseada em agentes tem sido aplicada em diversas áreas do conhecimento, inclusive ecologia, economia e finanças (EHRENTREICH, 2007).

Considera-se, portanto, um modelo bastante simplista da teoria comportamental de Skinner (1935), em que o comportamento é explicado em termos de uma caixa preta através do qual um formato de estímulos, ou entradas, do ambiente gera uma resposta ou saída (JONKER; TREUR, 2001). Todavia, deve-se evidenciar que, embora o modelo proposto neste artigo tenha como base uma psicologia comportamental em que cada indivíduo é movido por estímulos, alguns refinamentos são realizados. Em primeiro lugar, cada indivíduo é um agente, cujo aspecto relevante é seu comportamento (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995).

Em segundo lugar, existe um componente de reforço, no qual uma memória armazena informação e, portanto, o comportamento não se baseia apenas em estímulos momentâneos, mas envolve também um histórico de estímulos. Deve-se destacar que o aprendizado por meio de reforço possui uma longa história associada a psicólogos comportamentais como Skinner, cujas abordagens dominaram a psicologia dos anos 1920 até a década de 1960, quando a psicologia cognitiva passou a ganhar importância (DUFFY, 2006). Em terceiro lugar, no contexto da modelagem baseada em agentes, o resultado relevante baseia-se na dinâmica populacional. Ou seja, busca-se modelar os comportamentos dos agentes de maneira individual e verificar qual o processo de difusão de novas tecnologias na população.

Considerando mecanismos de difusão, alguns estudos avaliam o processo de propagação de inovações, como, por exemplo, os trabalhos seminais de Rogers (1962), que estabelece agentes inovadores que rompem as barreiras iniciais para o uso da tecnologia, e de Bass (1969), que usa conceitos de contágio ou disseminação de doenças. Mais recentemente, Goldenberg, Libai e Muller (2001) exploram a difusão do uso de produtos pelo *marketing* boca-a-boca, avaliando agentes que influenciam a decisão de outros indivíduos.

Neste contexto de interações entre agentes, torna-se fundamental a discussão de conceitos de rede social, pois o processo de decisão individual sobre o uso de uma tecnologia pode depender de estímulos do grupo. Desta forma, a difusão de

inovações pode decorrer das opiniões e interações dos membros de uma população, que, por sua vez, dependem das conexões entre elementos em uma rede social.

De acordo com Mizruchi (2006), a análise de redes possui diversas raízes, como, por exemplo, nos estudos de Moreno (1934) sobre psiquiatria, nas pesquisas de antropólogos como Bott (1957) e Mitchell (1969), ou em teorias estruturalistas de Lévi-Strauss (1969) como sugerido por Berkowitz (1982). Sob um ponto de vista mais econômico, Brass (1984) estabelece que as redes sociais estão associadas com interações que afetam o acesso a recursos. Para Collier (1998), as redes sociais contemplam um capital social que gera conhecimento sobre o comportamento de agentes, conhecimento do mercado e benefícios da ação conjunta de indivíduos.

A base das redes sociais compreende as conexões existentes entre os indivíduos de uma sociedade ou grupo. Neste contexto, agentes de modelos de simulação podem corresponder a indivíduos que interagem entre si por meio de regras simples, adaptando-se ao ambiente. De acordo com Granovetter (1973), as interações podem ser decorrentes de ligações fracas e fortes, cuja definição baseia-se em uma combinação de quantidade de tempo, intensidade emocional, intimidade e serviços recíprocos entre os indivíduos. De modo geral, uma ligação forte significa que os indivíduos são “amigos próximos”, enquanto num vínculo fraco eles são meros “conhecidos” (GRANOVETTER, 1983). Em seu estudo seminal, Granovetter (1973) mostra que ligações fracas podem ter forte influência na dinâmica do grupo. De fato, considerando que, probabilisticamente, as conexões fracas são mais frequentes do que as fortes, então sua maior frequência de ocorrência pode, inclusive, sobrepujar a influência das ligações fortes entre indivíduos. Além disso, enquanto os vínculos fortes podem disponibilizar mais fácil e rapidamente o acesso de pessoas a informações novas que chegam ao grupo de amigos, vínculos fracos proporcionam aos indivíduos acesso a informação e recursos disponíveis fora de seu círculo social (GRANOVETTER, 1983).

A densidade de uma rede ajuda na formação de uma identidade comum (PORTES; SENSENBRENNER, 1993), fomentando trocas de experiências e ações conjuntas que são consequências de relações de confiança mútua (COLEMAN, 1988). Neste contexto, ao desenvolverem conexões, os indivíduos diminuem a centralização da rede e têm acesso a novas informações (REAGANS; ZUCKERMAN, 2001), sendo que a diversidade de competências, informações e experiências pode diminuir potenciais falhas estruturais nas organizações, aumentando a capacidade de ação criativa (ANCONA; CALDWELL, 1992). Considerando a teoria de redes sociais, Borgatti (2003) elenca diversas áreas de aplicação, tais como liderança,

empreendedorismo, gestão do conhecimento, maximização de lucro, colaboração entre agentes e, em particular, mecanismos de inovação. Em linha com o tema pesquisado neste trabalho, Wejnert (2002) estrutura um modelo de difusão de inovações a partir de redes sociais.

### **3. Especificação**

Neste estudo, são simulados comportamentos de indivíduos, também denominados de agentes, diante da decisão de adoção de novas tecnologias ou produtos. Em mecanismos de simulação, os agentes representam indivíduos que seguem premissas de auto-organização (KAUFFMAN, 1996), interdependência, obediência a regras simples e adaptabilidade (MACY; WILLER, 2002). A partir da modelagem do comportamento dos agentes, é possível identificar como a interação afeta a dinâmica de difusão de informação dentro de uma rede social formada por agentes simulados.

Assim, de acordo com Kuandykov e Sokolov (2010), modelos baseados em agentes voltados à difusão de inovação permitem a captura de fenômenos sistêmicos complexos que estão relacionados com a topologia de redes sociais. Guseo e Guidolin (2009) analisam, por meio de modelos baseados em agentes, como canais de comunicação afetam a difusão de um novo remédio, enquanto Schwarz e Ernst (2009) avaliam inovações ambientais. Portanto, a difusão entre agentes pode envolver, em termos gerais, produtos, inovações, etc. Ressalta-se que o trabalho avalia especificamente a difusão dentro de redes sociais de agentes, considerados como indivíduos ou unidades de análise. Com isso, não se busca estudar decisões sobre adoção de tecnologias por parte de empresas.

#### **3.1. Inicialização do modelo**

##### **3.1.1. Propensão inicial à aceitação de ideias ou adoção de tecnologia**

Primeiramente, define-se um ambiente composto por  $N$  agentes que possuem individualmente uma propensão inicial – *Initial\_Propensity* – para adoção de uma determinada tecnologia. Assim, um indivíduo  $i$  possui uma propensão inicial randômica dada por *Initial\_Propensity*( $i$ ). Este mecanismo permite o estudo de sistemas de auto-organização cujo estado inicial é primeiramente determinado de maneira aleatória, mas que possuem a capacidade de alterar sua organização interna para incorporar as demandas do ambiente (HUNT, 1968).



Esta propensão inicial para adoção de uma tecnologia é atribuída aos indivíduos a partir de uma distribuição normal com média  $average_{IP}$  e desvio-padrão  $stdev_{IP}$ . Portanto, o modelo contempla tanto os indivíduos propensos como os avessos à adoção de tecnologia, pois  $Initial\_Propensity(i)$  pode assumir valores positivos ou negativos. Na especificação, define-se que a propensão inicial possui um limite, estabelecido como a  $limsup_{IP}$  e equivalente à  $average_{IP} + \alpha \cdot stdev_{IP}$ . Assim, a cada indivíduo é atribuída aleatoriamente uma propensão inicial de adoção de novas tecnologias por meio de uma distribuição normal, conforme já mencionado. Todavia, caso a propensão inicial de um indivíduo  $i$  seja maior que a média mais  $\alpha$  desvios-padrões, trunca-se o valor de  $Initial\_Propensity(i)$  em  $average_{IP} + \alpha \cdot stdev_{IP}$ , conforme algoritmo a seguir.

$$Initial\_Propensity(i) = \begin{cases} Initial\_Propensity(i), & \text{se } Initial\_Propensity(i) \leq \limsup_{IP} \\ \limsup_{IP}, & \text{se } Initial\_Propensity(i) > \limsup_{IP} \end{cases}$$

com  $\limsup_{IP} = average_{IP} + \alpha \cdot stdev_{IP}$

Desse modo, valores altos de  $average_{IP}$ , no modelo, representam sociedades ou grupos em que os indivíduos possuem maior propensão média para adotar novas tecnologias, implicando, portanto, maior predisposição para uso de novidades. Já valores elevados de  $stdev_{IP}$  indicam sociedades com alta variabilidade na propensão. Adicionalmente, valores altos de  $\alpha$  sugerem menor distanciamento entre a disposição para adotar a tecnologia e sua efetiva adoção pelos indivíduos com maior propensão.

Deve-se ressaltar que, pela modelagem, quanto maior for  $\alpha$ , menor será a quantidade de indivíduos que estão mais perto da adoção da tecnologia. Neste caso, existe um número pequeno de indivíduos que possuem certa ousadia para serem os pioneiros. Em contrapartida, quando  $\alpha$  é pequeno, maior é a quantidade de indivíduos no limite superior de  $Initial\_Propensity$ , porém, na média, estes indivíduos estão mais distantes da adoção da tecnologia.

Considerando o processo de inicialização do modelo, para limitar os valores de propensão inicial à adoção da tecnologia, foi realizada uma padronização na variável. Com isso, evita-se que sejam geradas propensões iniciais muito elevadas ou muito baixas que comprometam a dinâmica do modelo. Deve-se destacar que o intervalo de variação de  $Initial\_Propensity$  depende dos parâmetros  $average_{IP}$  e  $stdev_{IP}$ . Quanto maior for  $average_{IP}$  e menor  $stdev_{IP}$ , maior será a probabilidade

de indivíduos rapidamente tornarem-se adeptos da tecnologia. Adicionalmente, um maior valor para  $stdev_{IP}$  implica maior heterogeneidade de indivíduos.

### 3.1.2. Formação da rede social

De acordo com o modelo, os indivíduos têm sua propensão inicial à adoção de uma tecnologia alterada a partir de estímulos que recebem. Dois estímulos são importantes e terão sua dinâmica discutida mais adiante. Um dos estímulos depende das propensões dos outros indivíduos, que possuem conexões com o agente, em adotarem a tecnologia. Ou seja, a propensão ou a opinião favorável à tecnologia de indivíduos com os quais um agente possui vínculos influencia no processo de tomada de decisão.

Considerando uma modelagem comportamentalista, os estímulos representam as entradas do modelo e os resultados, ou saídas do modelo, refletem-se na adoção da tecnologia ou na aquisição de um produto. Enquanto Silva e Vieira (2007) empregam o conceito de utilidade como função dos estímulos, neste modelo será usado o conceito de propensão. Quando a propensão ultrapassa certo limite, conforme será visto mais adiante, um agente passa a adotar a tecnologia. Assim, no estudo de Silva e Vieira (2007), a decisão decorre da avaliação de estímulos que conduzem a situações de maior utilidade ou grau de satisfação, enquanto no presente trabalho, a decisão depende de a propensão do indivíduo, influenciada por estímulos da rede social, ultrapassar um valor mínimo.

Tendo em vista que a rede social na qual o agente está inserido é importante, para a inicialização do modelo, estabelece-se uma sociedade em que os indivíduos podem não possuir vínculos entre si ou possuir vínculos fortes e também fracos, como sugerido por Granovetter (1973). Um indivíduo  $i$  possui uma probabilidade –  $prob\_weakties$  – de ter uma conexão fraca com um outro indivíduo  $j$  na sociedade. Neste caso,  $Interaction\_Level(i,j) = 1$ . Além disso, existe uma probabilidade –  $prob\_strongties$  – de o indivíduo  $i$  ter uma conexão forte –  $Interaction\_Level(i,j) = 2$  – com o indivíduo  $j$ .

Pela modelagem, existe uma probabilidade –  $1 - (prob\_weakties + prob\_strongties)$  – de que um indivíduo não tenha um vínculo com o outro, ou seja,  $Interaction\_Level(i,j) = 0$ . No modelo construído, os vínculos não são reflexivos:  $Interaction\_Level(i,j) \neq Interaction\_Level(j,i)$ . Esta premissa é justificável, pois a influência da opinião ou propensão de um indivíduo  $i$  no indivíduo  $j$  pode ser diferente da influência de  $j$  no indivíduo  $i$ . Assim, cada indivíduo terá sua propensão

à adoção de uma inovação alterada em função de estímulos. Um tipo de estímulo corresponde à propensão dos outros indivíduos de sua rede de relacionamento em usar a tecnologia e, portanto, as conexões na rede social podem ser relevantes.

É importante ressaltar que, no modelo utilizado, os indivíduos são conectados aleatoriamente por vínculos fortes ou fracos. Uma vez geradas as conexões, supõem-se que são mantidas ao longo de uma determinada simulação. Com isso, uma vez definidas as conexões, trabalha-se com uma rede social estabelecida. Essas conexões possibilitam a difusão da tecnologia entre indivíduos, pois a opinião favorável de um pode induzir a adoção por outro. Há a possibilidade de indivíduos não terem vínculos diretos entre si e, assim, a propagação da tecnologia pode ocorrer de forma indireta: opiniões de indivíduos distantes, sem conexão fraca ou forte direta, propagam-se pela rede e acabam por afetar a decisão de outros agentes. Um caso extremo envolve simulações em que determinados indivíduos possam não ser conectados com nenhum outro indivíduo. Mesmo nessas situações, uma tecnologia pode se difundir por toda população, pois o modelo estabelece que alguns indivíduos adotam determinado produto devido à porcentagem de adeptos. Quanto mais adeptos, um indivíduo, mesmo sem receber estímulos de sua rede social, torna-se mais pressionado a adotar a tecnologia. É importante enfatizar que a modelagem de interações baseadas em vínculos fortes, fracos ou em ausência de vínculo tem fundamento em Granovetter (1973).

### 3.2. Critério de adoção das tecnologias

A propensão para adoção da tecnologia pode mudar à medida que interações ocorrem na sociedade. Tendo em vista que a tecnologia é nova e, no instante  $t = 0$  do modelo, não é adotada por nenhum indivíduo, o desconhecimento de suas vantagens e desvantagens efetivas limita a propensão inicial dos indivíduos, fato que é calibrado pelo parâmetro  $\alpha$ .

O *status* de adoção de tecnologia de cada indivíduo  $i$  é acompanhado pela variável  $Adoption\_Status(i)$ . No momento inicial:

$$Adoption\_Status(i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

A propensão inicial de cada indivíduo é atualizada nas iterações do modelo, sofrendo influência de estímulos provenientes da propensão dos outros componentes do grupo, bem como de uma autoavaliação do próprio indivíduo com relação ao nível de uso da tecnologia pela sociedade em geral. A atualização da propensão na adoção de uma tecnologia envolve, portanto, um levantamento das opiniões ou

propensões de cada elemento do grupo com os quais o indivíduo possui conexões. Estas propensões estão associadas aos estímulos no modelo, conforme será discutido mais adiante.

Porém, neste momento, é importante estabelecer o critério de adoção de uma tecnologia por um dado indivíduo  $i$ . À medida que interações ocorrem entre os indivíduos na sociedade, cada indivíduo tem sua propensão ao uso de tecnologia atualizada. A variável  $Updated\_Propensity(i)$  reflete as mudanças de propensão. Observe que estímulos positivos e negativos podem ocorrer em função das opiniões de outros indivíduos sobre a tecnologia.

Caso a variável  $Updated\_Propensity(i)$  de um indivíduo ultrapasse determinado valor de barreira, comum a todos, então este indivíduo se torna um usuário da tecnologia, pois as opiniões e interações com outros indivíduos fizeram com que sucumbisse à tentação para utilizar a tecnologia. Este valor de barreira, denotado no modelo como  $Adoption\_Threshold$ , representa um limite mínimo da propensão do indivíduo, a partir do qual há a efetiva adoção da tecnologia. Portanto, para que um indivíduo adote uma tecnologia, sua propensão deve ultrapassar  $Adoption\_Threshold$ . Quanto maior for  $Adoption\_Threshold$ , mais estímulos positivos o indivíduo deve ter para passar a usar a tecnologia, refletindo uma inovação mais difícil de ser incorporada. O algoritmo que representa mudança no *status* de usuário da tecnologia é dado por:

$$Adoption\_Status(i) = 1, \text{ se } Updated\_Propensity(i) \geq Adoption\_Threshold$$

### 3.3. Dinâmica da adoção de tecnologias

Nas seções anteriores, foram descritos a estrutura inicial do ambiente no qual os agentes estão inseridos e o critério para adoção de tecnologia por um dado indivíduo. Porém, a parte mais importante da modelagem envolve os mecanismos de interação entre os agentes que, ultimamente, se refletem na formação de uma sociedade que pode ter características bem distintas daquelas iniciais.

Baseando-se em um modelo comportamentalista, podem-se desenvolver algumas regras simplistas ou heurísticas que os agentes seguem e que definem sua propensão com relação à adoção de uma dada tecnologia. Neste contexto, podem ser utilizados conceitos semelhantes aos de Silva e Melo (2007), que constroem especificações formais, a partir de lógica de primeira ordem, como a elencada por Suppes, Pavel e Falmagne (1994) para simular dinâmicas da psicologia comportamental. Silva e Melo (2007) estabelecem diretrizes que regem relações entre estímulos e resultados,

seguindo a visão comportamentalista de Skinner e utilizando um conceito econômico para a tomada de decisão baseado na utilidade. Para induzir investigações específicas neste trabalho, os estímulos serão provenientes de dois mecanismos e os resultados são medidos a partir da propensão ao uso da tecnologia. O primeiro tipo ou mecanismo de estímulo está baseado na rede social, enquanto o segundo depende, no modelo proposto, da moda, isto é, do grau de penetração da tecnologia na sociedade.

### 3.3.1. Estímulos baseados na rede social

Os estímulos que aumentam a propensão de um indivíduo em adotar uma tecnologia podem ser externos, provenientes da interação com os outros elementos da sociedade, ou decorrentes de sua percepção sobre o nível de uso da tecnologia. Assim, a interação entre indivíduos dentro de um contexto de redes sociais pode influenciar a opinião sobre os benefícios do uso da tecnologia.

Sob a perspectiva das interações na rede social, cada indivíduo identifica uma opinião média dos indivíduos com os quais tem alguma ligação na sociedade. Neste ponto, elementos da rede social tornam-se relevantes, pois conexões fracas ou fortes induzem uma influência de opiniões sobre a adoção de uma dada tecnologia. Em primeiro lugar, existe um estímulo médio  $Weak\_Stimulus(i)$  proveniente das conexões fracas que o indivíduo  $i$  possui com os outros agentes.

$$Weak\_Stimulus(i) = \frac{\sum_{j \in W} Updated\_Propensity(j)}{n_W}$$

conjunto de indivíduos com os quais o indivíduo  $i$  possui conexão fraca.  
número de elementos no conjunto  $W$ .

De maneira análoga, existe um estímulo médio  $Strong\_Stimulus(i)$  proveniente das conexões fortes que o indivíduo  $i$  possui, cujo algoritmo é dado por:

$$Strong\_Stimulus(i) = \frac{\sum_{j \in S} Updated\_Propensity(j)}{n_S}$$

conjunto de indivíduos com os quais o indivíduo  $i$  possui conexão fraca.  
número de elementos no conjunto  $S$ .

O estímulo proveniente da rede social  $Network\_Stimulus(i)$  é definido inicialmente pela média ponderada entre  $Weak\_Stimulus(i)$  e  $Strong\_Stimulus(i)$ , cujos pesos são respectivamente  $Weight\_Weak$  e  $Weight\_Strong$ . Para limitar o estímulo da rede social em um valor máximo equivalente à unidade, o estímulo final baseado na rede social de cada indivíduo é obtido pelo algoritmo a seguir.

$$Network\_Stimulus(i) = \frac{Network\_Stimulus(i)}{\max Network\_Stimulus}$$
$$\max Network\_Stimulus = \max_{j=1, \dots, N} (Network\_Stimulus(j))$$

### 3.3.2. Estímulos baseado na moda

Além da influência direta das conexões na rede social, um indivíduo pode se tornar mais propenso a adotar a tecnologia simplesmente devido a uma maior porcentagem de pessoas que se tornam usuárias. Este estímulo é denotado por  $Fashion\_Stimulus$  que expressa uma pressão natural para aumentar a propensão à adoção da tecnologia, à medida que mais pessoas aderem ao seu uso, ou seja, conforme a tecnologia torna-se moda. No modelo, a parte determinística deste estímulo é função linear do número de indivíduos  $N\_Adopters$  que adotaram a tecnologia.

Uma vez que a moda não afeta igualmente todos os indivíduos, existe um parâmetro aleatório com distribuição uniforme entre  $0$  e  $\beta$ , que é incorporado ao estímulo proveniente da moda. Quanto maior o  $\beta$ , maior a susceptibilidade do indivíduo à moda. Assim,

$$Fashion\_Stimulus(i) = \frac{N\_Adopters}{N} + \beta(i)$$

$$\beta \sim U(0, \beta)$$

Finalmente, o estímulo total é uma média ponderada de  $Network\_Stimulus$  e de  $Fashion\_Stimulus$ , com pesos  $Weight\_Network$  e  $Weight\_Stimulus$ , respectivamente.

$$Total\_Stimulus(i) = Network\_Stimulus(i) \cdot Weight\_Network + Fashion\_Stimulus(i) \cdot Weight\_Fashion$$

A cada iteração, a propensão do indivíduo  $i$  é atualizada a partir do algoritmo  $Updated\_Propensity(i) = Updated\_Propensity(i) + Total\_Stimulus(i).gamma$ , onde  $gamma$  representa um fator de ajuste do estímulo total na propensão ao uso da nova tecnologia. Quanto maior  $gamma$ , maior o impacto dos estímulos na propensão. Conforme já discutido, se  $Updated\_Propensity(i) \geq Adoption\_Threshold$ , então o indivíduo  $i$  passa a ser usuário da tecnologia na próxima iteração.

#### 4. Resultados da simulação

O modelo de difusão da tecnologia, especificado no item anterior, foi implementado em Visual Basic for Applications para o Excel 2007 da Microsoft, dada sua facilidade de programação e flexibilidade na manipulação e apresentação de dados. Tendo em vista o caráter estocástico do modelo, que depende de realizações de variáveis aleatórias, como, por exemplo, para definição da propensão inicial ao uso da tecnologia, para estabelecimento das conexões entre os indivíduos na sociedade e para influência de estímulos na decisão do indivíduo, foram realizadas diversas simulações com os mesmos parâmetros de entrada. Os resultados expostos a seguir representam, portanto, as médias das simulações realizadas. Note-se que, para a discussão a seguir, são analisados os aspectos de adoção de tecnologia, porém, os resultados podem ser vistos analogamente para processo de difusão de informação ou de propagação ou aceitação de ideias.

Dada a dificuldade de calibração dos parâmetros, o modelo é investigado utilizando-se estática comparada a partir de uma situação predefinida, com dados de entrada estabelecidos de maneira que o processo de adoção fosse compatível com o número de iterações considerado. Deve-se enfatizar que aplicações práticas do modelo, para confrontar situações reais, prescindem de uma calibragem específica ao problema e ao grupo de interesse, que não faz parte do escopo deste trabalho. Assim, a aplicação prática deste modelo envolve o desenvolvimento de metodologias para estimação dos parâmetros de entrada.

Neste trabalho, o objetivo é analisar, a partir de regras simples de decisão, a dinâmica de adoção de tecnologias por indivíduos que estão sujeitos a estímulos provenientes de sua rede social e do grau geral de disseminação da informação pela sociedade. Nas simulações, foram considerados 1.000 indivíduos na sociedade e 50 iterações para atualização da propensão à adoção da tecnologia. Os parâmetros da situação padrão são descritos na Tabela 1.

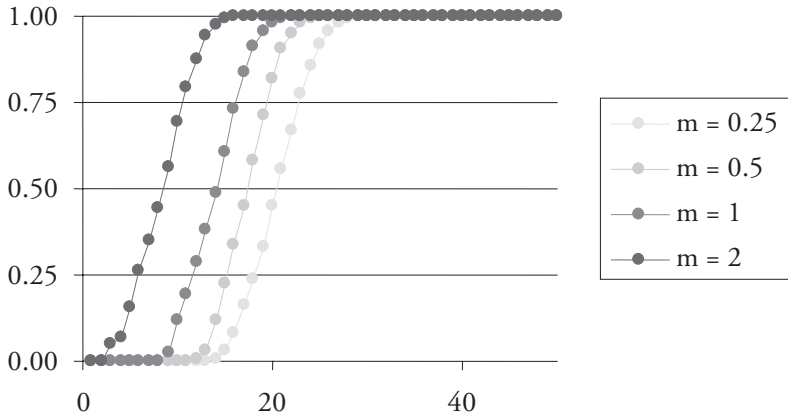
**Tabela 1**  
Parâmetros da situação padrão

Definição	Variável	Notação	Valor
Média da propensão inicial	$average_{IP}$	m	1
Desvio-padrão da propensão inicial	$stdev_{IP}$	s	1
Limite da propensão inicial	alpha	a	1
Barreira mínima para adoção	Adoption_Threshold	t	0,9
Porcentagem de conexões fracas	prob_weakties	wt	0,25
Porcentagem de conexões fortes	prob_strongties	st	0,05
Peso para o estímulo de conexões fracas	Weight_Weak	ww	0,2
Peso para o estímulo de conexões fortes	Weight_Strong	ws	0,8
Peso para o estímulo da rede social	Weight_Network	wn	0,5
Peso para o estímulo da moda	Weight_Fashion	wf	0,5
Fator de ajuste da moda	beta	b	0,1
Fator de ajuste do impacto do estímulo total	gamma	c	0,1

A primeira análise refere-se à distribuição da propensão inicial para adoção da tecnologia. Considerando-se uma propensão inicial média positiva, refletida em  $average_{IP} > 0$ , verifica-se, a partir da estática comparada para a média e o desvio-padrão, que os resultados sugerem, como era de se esperar, que a adoção da tecnologia ocorre mais rapidamente quando  $average_{ip}$  é elevado, pois mais próximos os indivíduos estariam do limite mínimo Adoption\_Threshold. Deve-se ressaltar que a maior influência de  $average_{IP}$  envolve uma barreira inicial para a adoção, refletida no maior número de iterações necessário para que os primeiros indivíduos utilizem a nova tecnologia. Após o rompimento da barreira por alguns poucos indivíduos, a velocidade de adoção, denotada pela inclinação nos Gráficos 1 e 2, é semelhante para qualquer valor de  $average_{IP}$ .

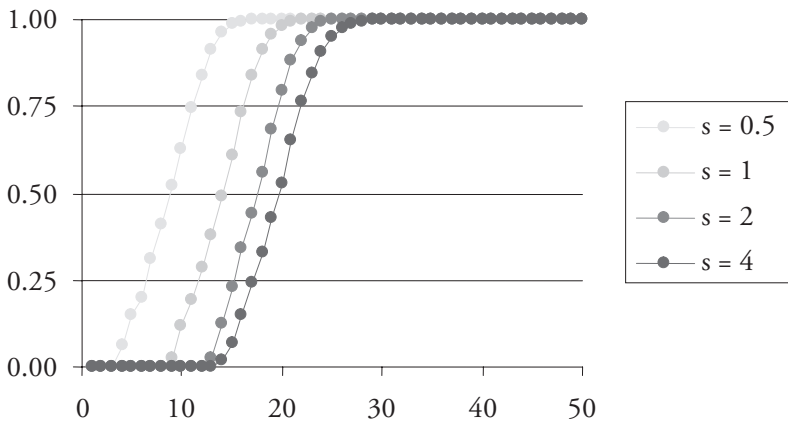


**GRÁFICO 1**  
 Porcentagem da adoção da tecnologia em função da média da distribuição da propensão inicial ( $m = \text{average}_{IP}$ )



Fonte: Elaborado pelos autores.

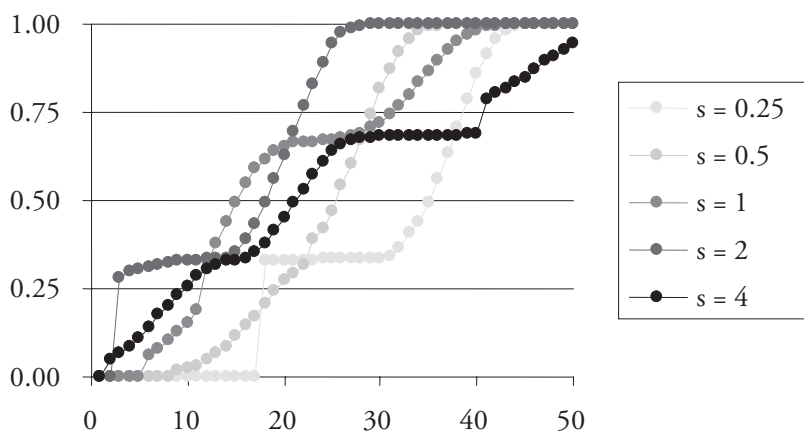
**GRÁFICO 2**  
 Porcentagem da adoção da tecnologia em função do desvio-padrão da distribuição da propensão inicial ( $s = \text{stdev}_{IP}$ )



Fonte: Elaborado pelos autores.

Adicionalmente, quanto menor  $stdev_{IP}$ , menor a dispersão da distribuição inicial de propensão e mais rápida a propagação da tecnologia na população. Este é um resultado esperado, pois, quando  $average_{IP}$  é positiva e  $stdev_{IP}$  é pequeno, existe maior concentração de indivíduos próximos à barreira para adoção da tecnologia. Neste ponto, é importante ressaltar a importância de modelos de simulação. Apesar de os resultados discutidos anteriormente serem esperados, algumas análises não são imediatas nem óbvias. Exemplificando, quando  $average_{IP}$  é negativa, ou seja, quando existe certa aversão inicial pela adoção de uma tecnologia, o impacto de  $stdev_{IP}$  não é evidente. Os resultados da simulação, para  $average_{IP} = -1$ , indicam um comportamento que não é uniforme, como nos casos anteriores. O Gráfico 3 mostra que a evolução da porcentagem de usuários não segue uma regra geral, em função do desvio-padrão da distribuição inicial de propensão. É interessante observar que a disseminação da tecnologia por toda a população é mais demorada para o maior e o menor  $stdev_{IP}$ .

**GRÁFICO 3**  
Porcentagem da adoção da tecnologia em função do desvio-padrão da distribuição da propensão inicial quando a média é negativa



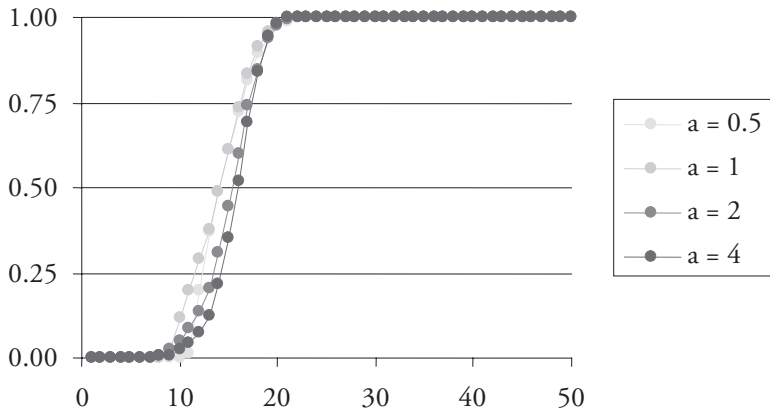
Fonte: Elaborado pelos autores.

Este fato pode ter fortes implicações, pois, quando a população apresenta aversão ou restrições quanto ao uso de uma nova tecnologia, estratégias de *marketing* diferenciadas podem ser necessárias. Por exemplo, indivíduos que usam determinado serviço de telefonia podem ser avessos a inovações tecnológicas, pois o custo de troca

pode ser elevado. Assim, nesta situação, o processo de adoção não é natural para a maioria das pessoas e devem ser proporcionados incentivos para que pioneiros decidam incorporar as inovações.

GRÁFICO 4

Porcentagem da adoção da tecnologia em função do limite para a propensão inicial ( $a = \alpha$ )



Fonte: Elaborado pelos autores.

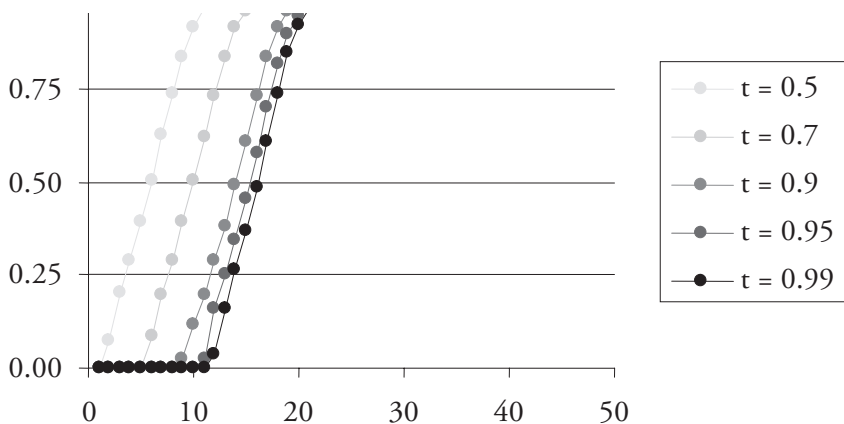
No caso em que  $stdev_{IP}$  é elevado, mesmo sendo  $average_{IP}$  negativa, algumas pessoas podem ter propensão a adotar a tecnologia. A elevada dispersão e a opinião destas pessoas, no contexto das redes sociais, podem então ser fundamentais. Ou seja, um estímulo positivo propiciado pelos usuários pioneiros e as interações na rede social permitem que outros agentes rompam suas aversões iniciais à tecnologia. Assim, nesta situação, como não existe uma inércia no processo de difusão, uma tecnologia deve ser bem trabalhada junto a formadores de opiniões. Ou seja, a adoção da tecnologia deve ser frequentemente incentivada por novos estímulos.

Outro resultado interessante envolve a análise da difusão em relação ao parâmetro alpha, associado a um limite para a propensão inicial. A análise de estática comparada no Gráfico 4 ilustra a baixa influência deste parâmetro na dinâmica de adoção de tecnologias, principalmente nos estágios iniciais e finais. O Gráfico 4 mostra ainda uma pequena diferença nos estágios intermediários, porém, o limite superior da propensão inicial não parece representar fator importante. Desta forma, estratégias de *marketing* devem enfatizar a média e o desvio-padrão da propensão inicial e não os valores limites.

Outro parâmetro relevante para o modelo representa o limite mínimo Adoption\_Threshold da propensão para que a tecnologia seja adotada. O Gráfico 5 sugere que novas tecnologias devem atuar na diminuição desta barreira. Observe que a redução desta barreira é especialmente importante, pois, quanto menor a distância entre a propensão e a barreira para adoção, maior a velocidade de difusão da tecnologia.

GRÁFICO 5

Porcentagem da adoção da tecnologia em função do limite para adoção ( $t = \text{Adoption\_Threshold}$ )



Fonte: Elaborado pelos autores.

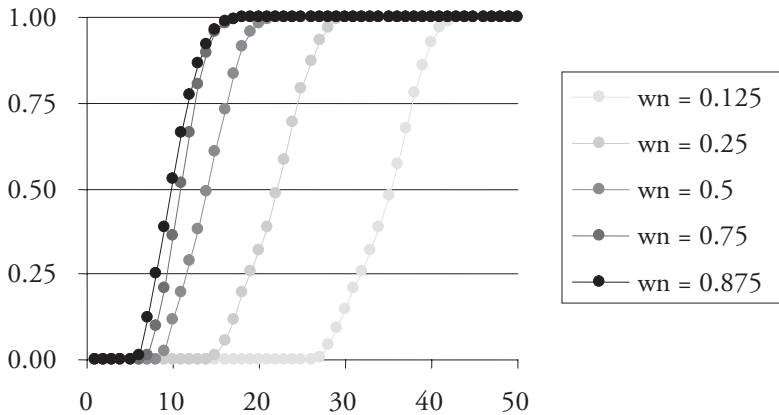
Na modelagem desenvolvida, os indivíduos reavaliam sua propensão ao uso da tecnologia a partir dos estímulos que recebem. Um tipo de estímulo depende das propensões dos outros indivíduos com os quais possui alguma ligação, seja fraca ou forte. É importante observar que, no modelo proposto, o número de conexões fracas entre os agentes é pouco relevante, bem como o de conexões fortes. Os resultados ainda sugerem que, não somente o número de indivíduos conectados de forma fraca ou forte, mas também os pesos das propensões médias de grupos conectados fraca e fortemente não afetam consideravelmente no processo de difusão da tecnologia.

Os resultados mais contundentes envolvem o impacto do peso geral da propensão da rede social na decisão de adoção da tecnologia, que equivale à unidade menos o peso atribuído à moda. O Gráfico 6 mostra que o peso dado à rede social tem efeito considerável na dinâmica da adoção de inovações, tanto do ponto de

vista de início da propagação quanto sob a perspectiva de velocidade da difusão, medida pela inclinação das curvas.

**GRÁFICO 6**

Porcentagem da adoção da tecnologia em função do limite do peso da propensão da rede social no estímulo total ( $wn = \text{Weight\_Network}$ )



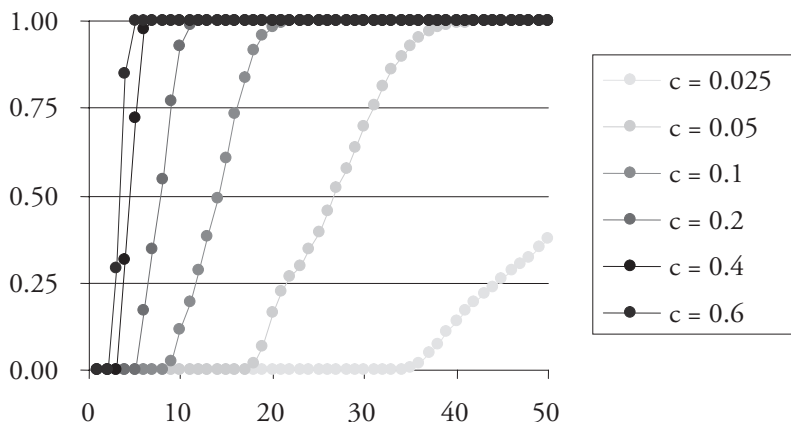
Fonte: Elaborado pelos autores.

Assim, quanto maior o peso dado ao estímulo propiciado pela rede de relacionamento do indivíduo, mais rapidamente toda a população passa a ser usuária da tecnologia. Considerando agora o impacto do ruído aleatório no estímulo proporcionado pela moda, os resultados mostraram que o fator de ajuste *beta* possui impacto moderado na forma de propagação da tecnologia. Em contrapartida, o fator de ajuste *gamma* no estímulo total que altera a propensão de um indivíduo em adotar a tecnologia possui forte influência na dinâmica do modelo. Fatores de ajuste *gamma* muito pequenos – ou seja, baixa influência do estímulo total na mudança de propensão de um indivíduo – levam a uma maior demora no início da adoção da tecnologia e também a uma menor velocidade de propagação.

A inclinação à medida que *gamma* diminui torna-se menor, evidenciando que os estímulos são bastante importantes para que indivíduos sejam convencidos a usar uma inovação. Neste contexto, devem-se privilegiar estratégias de *marketing* que possam ser mais contundentes no sentido de as pessoas atribuírem peso maior, no seu processo de decisão, aos estímulos que recebem. Em particular, considerando que o efeito moda, dado pela variável *Fashion\_Stimulus*, é função do número de

usuários, uma maior velocidade na adoção de tecnologia depende de incentivos para o aumento de Updated\_Propensity na sociedade.

**GRÁFICO 7**  
Porcentagem da adoção da tecnologia em função do fator de sensibilidade da propensão ao estímulo total ( $c = \text{gamma}$ )



Fonte: Elaborado pelos autores.

Propagandas bem formuladas, descontos especiais e aumento do peso da rede social na opinião de um indivíduo podem ser estratégias relevantes. Enquanto programas de *marketing* e políticas de preços podem ser mais facilmente geridos pelas empresas, alterações na influência da rede social são menos controláveis. Neste caso, pode ser mais viável um direcionamento de estratégias promocionais voltadas a indivíduos que sejam formadores de opiniões, com bastante influência entre usuários de determinada tecnologia ou produto.

## 5. Comentários finais

O modelo de estímulo implementado neste trabalho busca ilustrar como heurísticas pouco complexas podem implicar consequências de difícil antecipação. Quando agentes interagem, heurísticas simplificadas podem alterar significativamente o ambiente em que a sociedade está inserida. No contexto do presente estudo, o uso da simulação computacional pode ser relevante. Conforme estabelece Axelrod (2005), a simulação tem particular importância por constituir uma ferramenta

com a qual se podem realizar descobertas surpreendentes a partir de premissas bastante simples.

Além disso, considerando Bratley, Fox e Schrage (1985), sendo a simulação o direcionamento de um modelo de um sistema com dados de entrada adequados e a observação de dados de saída correspondentes, este trabalho pode ser particularmente útil no estudo de psicologia comportamental, na qual os estímulos são as entradas e os comportamentos constituem as saídas. Deve-se ressaltar a importância do uso de modelagem quantitativa, pois, conforme sugerem Silva e Melo (2007), apesar de abordagens matemáticas serem bem-sucedidas em representar o universo nas ciências naturais e em engenharia, estruturas formais ainda estão distantes de diversas áreas de estudo.

No caso de ciências sociais aplicadas, de acordo com Axelrod (2005), a simulação é um campo jovem e de rápido crescimento, no qual as promessas de suas vantagens ainda superam suas realizações efetivas. Porém, diversos estudos em gestão têm explorado a simulação, como, por exemplo, Goldberg (1989), Kauffman (1993), Levinthal (1997), Reppening (2002) e Rivkin (2000). Mais especificamente, Goldenberg, Libai e Muller (2001) usam modelos baseados em agentes para avaliar a difusão de informação entre indivíduos dentro de um contexto de *marketing* boca-a-boca.

A simulação computacional, apesar de possuir vantagens como, por exemplo, a definição formal de constructos, a utilização de dados sem erros de mensuração e o controle do ambiente no qual as decisões são tomadas, apresenta também algumas limitações. Conforme Davis, Eisenhardt e Bingham (2007), questões sobre aplicabilidade, relevância e validação de modelos podem constituir pontos de atenção no uso de técnicas de simulação computacional. Apesar das limitações, é importante reforçar que a simulação representa uma ferramenta que permite a identificação de dinâmicas muitas vezes complexas a partir de modelos simples (AXELROD, 2005).

Em particular, neste trabalho, a partir de uma modelagem do comportamento individual de agentes dentro de redes sociais, investigou-se a dinâmica de difusão de tecnologias. Alguns resultados podem ser evidenciados. Por exemplo, a distribuição inicial da propensão dos indivíduos para a adoção de tecnologia é fator fundamental na difusão de inovações. Quando a propensão média da população é negativa, denotando aversão, os resultados das simulações mostram um comportamento pouco uniforme da difusão da tecnologia, evidenciando a relevância do convencimento de agentes para que se tornem usuários. Assim, nesta situação, o processo de adoção não é natural para a maioria das pessoas e devem-se proporcionar incentivos para que pioneiros decidam incorporar as inovações.

Os resultados sugerem também que estratégias de *marketing* devem atuar na diminuição da barreira para adoção da inovação, pois, quanto menor for a distância entre a propensão e esta barreira, maior será a velocidade de difusão da tecnologia. Finalmente, a simulação indica ainda que os estímulos são bastante importantes para que indivíduos sejam convencidos a adotar uma nova tecnologia. As estratégias devem propiciar, no processo decisório dos agentes, maior peso aos estímulos recebidos pelos indivíduos.

Assim como estímulos provenientes das conexões na rede social são relevantes, estímulos da maior disseminação da tecnologia na população também são fundamentais para que usuários menos propensos tenham maiores motivações para superar a barreira de adoção de inovações. Modelar estruturas é uma tarefa muito difícil, com muitos *trade-offs* entre hipóteses realísticas, possibilidades econométricas e complexidade. É importante lembrar que o propósito de especificar e estimar um modelo estrutural é fazer recomendações de políticas a serem adotadas (BRONNENBER; ROSSI; VILCASSIM, 2004).

## Referências bibliográficas

ANCONA, D. G.; CALDWELL, D. F. Demography and design: predictors of the product team productivity. *Organizational Science*, v. 3, n.3, p. 321-341, 1992.

AXELROD, R. *Advancing the art of simulation in the social sciences*. University of Michigan, 2005 (Working paper).

\_\_\_\_\_. *The complexity of cooperation: agent-based models of competition and collaboration*. Princeton: Princeton University Press, 1997.

\_\_\_\_\_. *The evolution of cooperation*. New York: Basic Books, 1984.

BASS, F. M. A new product growth for model consumer durables. *Management Science*, v. 15, n. 5, p. 215-227, 1969.

BERKELEY, E. C. *Giant brains, or machines that think*. New York: Wiley, 1949.

BERKOWITZ, S. D. *An introduction to structural analysis*. Toronto: Butterworths, 1982.

BORGATTI, S. *The state of organizational social network research today*. Report – Department of Organizational Studies: Boston University, 2003.

BOTT, E. *Family and social network: roles, norms, and external relationships in ordinary urban families*. London: Tavistock, 1957.



- BRASS, D. J. Being in the right place: a structural analysis of individual influence in an organization. *Administrative Science Quarterly*, n. 29, p. 518-529, 1984.
- BRATLEY, P.; FOX, B.; SCHRAGE, L. *A guide to simulation*. 2<sup>nd</sup> edition. New York: Springer-Verlag, 1987.
- BRONNENBERG, B. J.; ROSSI, P. E.; VILCASSIM, N. J. *Structural modeling and policy simulation: a comment*. Social Science Research Network – SSRN, 2004.
- COHEN, K. J.; CYERT, R. M. Computer models in dynamic economics. *Quarterly Journal of Economics*, v. 75, n. 1, p. 112-127, 1961.
- COLEMAN, J. S. Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, v. 94, n. 5, p. 95-120, 1988.
- COLLIER, P. *Social capital and poverty*. Washington: The World Bank, 1998.
- CYERT, R.; MARCH, R. M. *A behavioral theory of the firm*. New Jersey: Prentice Hall, 1963.
- DAVIS, J. P.; EISENHARDT, K. M.; BINGHAM, C. B. Developing theory through simulation methods. *Academy of Management Review*, v. 32, n. 2, p. 480-495, 2007.
- DUFFY, J. Agent-based modes and human subject experiments. In: TESFATSION, L.; JUDD, K. L. (Eds.). *Handbook of Computational Economics*, 2, 2006, p. 949-1.011.
- EHRENTREICH, N. *Agent-based modeling: The Santa Fe Institute artificial stock market model revisited*. Springer, 2007.
- FRANSES, P. H. *Forecasting in marketing*. Econometric Institute, Department of Business Economics, Erasmus University Rotterdam. Rotterdam: Econometric Institute Report EI 2004-40. Rotterdam: EUR, 2004.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms: in search of optimization and machine learning*. Reading: Addison-Wesley, 1989.
- GOLDENBERG, J.; LIBAI, B.; MULLER, E. Talk to the network: a complex system look at the underlying process of word-of-mouth. *Marketing Letters*, v. 12, n. 3, p. 211-223, 2001.
- GRANOVETTER, M. The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, n. 78, p. 1.360-1.380, 1973.
- \_\_\_\_\_. The strength of weak ties: a network theory revisited. *Sociological Theory*, n. 1, p. 201-233, 1983.
- GUSEO, R.; GUIDOLIN, M. Modelling a dynamic market potential: a class of automata networks for diffusion of innovations. *Technological Forecasting and Social Change*, v. 76, n. 6, p. 806-820, 2009.

HUNT, E. Computer simulation: artificial intelligence studies and their relevance to psychology. *Annual Review of Psychology*, n. 19, p. 135-168, 1968.

JONKER, C. M.; TREUR, J. Agent-based simulation of animal behavior. *Applied Intelligence*, v. 15, n.1, p. 83-115, 2001.

KAUFFMAN, S. *The origins of order*. New York: Oxford University Press, 1993.

\_\_\_\_\_. *At home in the Universe: the search for the laws of self-organization and complexity*. Oxford: Oxford University Press, 1996.

KUANDYKOV, L.; SOKOLOV, M. Impact of social neighborhood on diffusion of innovation S-curve. *Decision Support Systems*, v. 48, n. 4, p. 531-535, 2010.

LEVINTHAL, D. Adaptation on rugged landscapes. *Management Science*, n. 43, p. 934-950, 1997.

LÉVI-STRAUSS, C. *Elementary structures of kinship*. Boston: Beacon, 1969.

MACY, M. W.; WILLER, R. From factors to actors: computational sociology and agent-based modeling. *Annual Review of Sociology*, n. 28, p. 143-166, 2002.

MITCHELL, J. C. *Social networks in urban situations*. Manchester: Manchester University Press, 1969.

MIZRUCHI, M. S. Análise de redes sociais: avanços recentes e controvérsias atuais. *Revista de Administração de Empresas*, v. 46, n. 3, p. 72-86, 2006.

MORENO, J. L. *Who shall survive? Foundations of sociometry, group psychotherapy, and sociodrama*. New York: Beacon Press, 1934.

NEWELL, A.; SHAW, J. C.; SIMON, H. Chess playing and the problem of complexity. In: FEIGENBAUM, E.; FELDMAN, J. (Eds.). *Computers and thoughts*. New York: McGraw Hill, 1965, p. 39-70.

NILSSON, N. J. *Principles of artificial intelligence*. California: Tioga, 1981.

ORCUTT, G. H. Simulation of economic systems. *American Economic Review*, v. 50, n. 5, p. 893-907, 1960.

PORTES, A; SENSENBRENNER, J. Embeddedness and immigration: notes on the social determinants of economic action. *American Journal of Sociology*, v. 98, n. 6, p. 1320-1350, 1993.

REAGANS, R.; ZUCKERMAN, E. W. Networks, diversity, and productivity: the social capital of corporate R&D teams. *Organizational Science*, v. 12, n. 4, p. 502-517, 2001.

- REPPENING, N. A simulation-based approach to understanding the dynamics of innovation implementation. *Organizational Science*, v. 13, p. 109-127, 2002.
- RIVKIN, J. W. Imitation of complex strategies. *Management Science*, n. 46, p. 824-844, 2000.
- ROGERS, E. *Diffusion of innovations*. New York: Free Press, 1962.
- SCHELLING, T. C. *Micromotives and macrobehavior*, New York: W. W. Norton, 1978.
- SEPPES, P.; PAVEL, M.; FALMAGNE, J. C. Representations and models in psychology. *Annual Review of Psychology*, n. 45, p. 517-544, 1994.
- SILVA, P. S.; MELO, A. C. V. A simulation-oriented formalization for a psychological theory. In: DWYER, M. B.; LOPES, A. (Eds.): *FASE 2007*. LNCS 4422. Berlin: Springer-Verlag, 2007, p. 42-56.
- SKINNER, B. F. The generic nature of the concepts of stimulus and response. *Journal of General Psychology*, n. 12, p. 40-65, 1935.
- SCHWARZ, N.; ERNST, A. Agent-based modeling of the diffusion of environmental innovations – an empirical approach. *Technological Forecasting and Social Change*, v. 76, n. 4, p. 497-511, 2009.
- VAN DEN BULTE, C.; JOSHI, Y. V. New product diffusion with influentials and imitators. *Marketing Science*, v. 26, n. 3, p. 400-421, 2007.
- VON NEUMMAN, J. *The computer and the brain*. New Haven: Yale University Press, 1958.
- WEJNERT, R. Integrating models of diffusion of innovations: a conceptual framework. *Annual Review of Sociology*, v. 28, n. 1, p. 297-326, 2002.
- WOOLDRIDGE, M. J.; JENNINGS, N. R. Intelligent agents: theory and practice. *Knowledge Engineering Review*, v. 10, n. 2, p. 115-152, 1995.

ENDEREÇOS PARA CORRESPONDÊNCIA:

*Herbert Kimura* – [hkimura@mackenzie.br](mailto:hkimura@mackenzie.br)

Centro de Ciências Sociais e Aplicadas da Universidade Presbiteriana Mackenzie

Rua da Consolação, 930

01302-907 – São Paulo (SP)

Tel.: (11) 2114-8269

*Eduardo Kazuo Kayo* – [kayo@usp.br](mailto:kayo@usp.br)

Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo

Avenida Prof. Luciano Gualberto, 908

05508-010 – São Paulo (SP)

Tel.: (11) 8346-5722

*Luiz Carlos Jacob Perera* – [jperera@mackenzie.br](mailto:jperera@mackenzie.br)

Centro de Ciências Sociais e Aplicadas da Universidade Presbiteriana Mackenzie

Rua da Consolação, 930

01302-907 – São Paulo (SP)

Tel./Fax: (11) 2114-8269