



RAE - Revista de Administração de Empresas

ISSN: 0034-7590

rae@fgv.br

Fundação Getulio Vargas

Brasil

Kimura, Herbert; Giro Moori, Roberto; Norimassu Asakura, Oscar Kenjiro
ANÁLISE DA DIFUSÃO TECNOLÓGICA USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS
RAE - Revista de Administração de Empresas, vol. 45, núm. 3, julio-septiembre, 2005, pp. 25-39
Fundação Getulio Vargas
São Paulo, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=155116027002>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica
Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto



ARTIGOS • ANÁLISE DA DIFUSÃO TECNOLÓGICA USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

ANÁLISE DA DIFUSÃO TECNOLÓGICA USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

RESUMO

Este artigo avalia os diferentes impactos de variáveis relevantes na descoberta e na difusão de tecnologias, em mercados de alta competitividade. O objetivo foi identificar possibilidades de convívio de diferentes grupos estratégicos, associados ao uso ou à produção de tecnologias convencionais ou inovadoras. Foi utilizado um método matemático de busca e otimização, inspirado nos mecanismos da genética e na evolução de população de seres vivos. Os resultados obtidos sugerem que a interação entre empresas inovadoras pode, simultaneamente, permitir um aprimoramento da tecnologia e criar obstáculos para a entrada de novos competidores. Apesar de ser uma simplificação que não permite incorporar toda a complexidade do mercado, o modelo possibilita uma investigação dos comportamentos corporativos e de evolução de estratégias tecnológicas, principalmente em situações em que é difícil levantar dados empíricos ou em que casos específicos não permitem generalizações de evidências.

Herbert Kimura

Mackenzie

Roberto Giro Moori

Mackenzie

Oscar Kenjiro Norimassu Asakura

Mackenzie

ABSTRACT This paper studies the influence of variables on the discovery and diffusion of technologies in competitive markets. The objective was to verify whether strategic groups can be associates when using or developing conventional or innovative technology. A mathematical method of search and optimization was used, inspired in a mechanism based on genetics and on the evolution of a population of live beings. The results suggest that the interaction of innovative companies can, simultaneously, allow an improvement of the technology and create obstacles for the entrance of new competitors. Although the model is a simplification of the reality that does not allow to incorporate all the complexity of the market, it makes possible a study of corporate behaviors and of the evolution of technological strategies, mainly in situations where empirical data are difficult to be sampled or where specific cases fail to provide information that can be generalized.

PALAVRAS-CHAVE Inovação tecnológica, difusão de tecnologias, grupos estratégicos, algoritmos genéticos, barreiras de entrada.

KEYWORDS Technological innovation, diffusion of technology, strategic groups, genetic algorithms, entry barriers.





INTRODUÇÃO

Pressupondo que as inovações propiciam a criação de diferenciais competitivos, a estratégia das corporações com relação ao desenvolvimento e à utilização de tecnologias pode ser relevante para a sobrevivência das empresas em um ambiente em competição. No contexto de competição de mercado e de adaptação ao ambiente, a modelagem a partir de algoritmos genéticos pode ser extremamente útil, pois permite, por meio de procedimentos computacionais baseados em alteração de cromossomos, simular a evolução de estratégias que implicam uma maior probabilidade de sobrevivência.

Dada a velocidade dos avanços científicos que vêm ocorrendo nas últimas décadas, o estudo do processo de descoberta e difusão de tecnologias pode conduzir a um melhor entendimento de fatores que implicam a consolidação de padrões tecnológicos e o posicionamento estratégico das empresas. Em particular, podem ser investigadas questões sobre as condições nas quais as inovações têm maior probabilidade de se difundir e conquistar mercado. Por exemplo, condições semelhantes às da disputa entre padrões de videocassete VHS e Betamax implicam a adoção de uma única tecnologia? Mais recentemente, as condições do mercado sugerem uma convergência dos diferentes padrões de telefonia celular?

Além disso, por meio de uma modelagem matemática se pode avaliar a possibilidade de duas estratégias tecnológicas distintas co-existirem no mercado e estimar os ganhos esperados das empresas que adotam cada estratégia. Exemplificando, o estudo da evolução de tecnologias pode dar pistas sobre aspectos que conduzem à existência tanto de empresas que produzem remédios genéricos quanto de empresas que investem em pesquisas para obter novos remédios.

Essas análises são relevantes uma vez que os investimentos em pesquisa e desenvolvimento não somente devem seguir uma estratégia própria da empresa como também devem se adequar ao posicionamento estratégico de suas rivais. Muitas vezes, ser a única empresa que detém uma determinada tecnologia pode não constituir diferencial competitivo, dada a incompatibilidade com os vários produtos do mercado e a falta de uma interação entre as corporações que leve ao aprimoramento da tecnologia. De modo contrário, inovações que possam ser facilmente imitadas devido à baixa barreira de entrada também podem constituir estratégias que não implicam sobrevivência a longo prazo.

Neste artigo, desenvolve-se um modelo baseado em algoritmos genéticos que permite avaliar os diferentes

impactos de variáveis relevantes na descoberta e na difusão de tecnologias. Como exemplo podem ser citadas as barreiras para mobilidade, que podem dificultar a evolução de uma determinada tecnologia. Adicionalmente, a interação de empresas inovadoras pode, ao mesmo tempo, permitir um aprimoramento da tecnologia e criar obstáculos para a entrada de novos competidores. Simulações do modelo serão geradas para identificar possíveis realizações do mercado sobre a evolução de tecnologias, dentro de um contexto de grupos estratégicos no qual um grupo adota tecnologias convencionais enquanto outro grupo adota tecnologias inovadoras.

No modelo, processos de mutação e *cross-over* de cromossomos constituem mecanismos de descoberta e difusão de tecnologias ou de estratégias tecnológicas. O modelo, apesar de ser uma simplificação da realidade que não permite incorporar toda a complexidade das interações que ocorrem no mercado, possibilita investigar os comportamentos das empresas e a evolução das estratégias tecnológicas respectivas. E isso mesmo quando é difícil obter dados empíricos ou quando se trata de casos que não permitem generalizações.

REFERENCIAL TEÓRICO

Formação de grupos estratégicos

Dentro de uma indústria podem sobreviver diferentes grupos estratégicos. Considerando estratégias com tecnologias, torna-se importante identificar a dinâmica da descoberta e da difusão de tecnologias. Dependendo da estrutura do mercado, as inovações podem ficar restritas a algum conjunto de empresas – evidenciando a formação de grupos estratégicos – ou podem ser difundidas pela indústria, causando o desaparecimento de tecnologias antigas, implicando a convergência de estratégias.

Caves e Porter (1977) propõem que a formação de grupos estratégicos e, conseqüentemente, da adoção de estratégias diferenciadas depende de variáveis iniciais que são por natureza aleatórias, como, por exemplo, a aversão ao risco dos executivos, habilidades da força de trabalho e características dos ativos das empresas. Complementarmente, Peteraf e Shanley (1997) abordam o conceito de formação de grupos estratégicos a partir de perspectivas cognitivas e comportamentais. Utilizando-se das teorias da aprendizagem e da identificação social, esses autores mostram como os grupos estratégicos com forte identidade podem afetar o desempenho da empresa. Seu argumento principal é que o compartilhamento de conhecimento pelos gerentes nos ambientes industriais reduz





as incertezas, tornando-as mais aptas à competitividade.

É importante enfatizar que a formação de grupos estratégicos pode estar associada ao desempenho corporativo, uma vez que as empresas podem tentar imitar estratégias de outras empresas com melhores resultados. O estudo de performance e grupos estratégicos tem apontado evidências divergentes. Por exemplo, Fiegenbaum e Thomas (1990), em estudos sobre o desempenho de variáveis estratégicas corporativas do setor de seguros no período de 1970 a 1984, mostram que existem diferenças entre grupos estratégicos. Diferentemente, Howell e Frazier (1983) – em pesquisa de avaliação de desempenho de empresas atacadistas de componentes e equipamentos médicos – argumentam que não se pode afirmar a existência de diferenças significativas entre os grupos estratégicos analisados, que foram hospitais, clínicas médicas e um terceiro grupo de empresas não classificadas em hospitais e clínicas.

No contexto de grupos estratégicos, diferentes empresas podem adotar estratégias distintas com relação à adoção de tecnologia. Rogers (1995) propõe uma teoria de atributos percebidos para modelar a difusão de inovação, estabelecendo que uma inovação terá uma taxa de difusão maior quando é passível de uma avaliação ou teste preliminar, quando oferece resultados observáveis, quando possui vantagens competitivas em relação a outras alternativas, quando não é demasiadamente complexa e quando é compatível com práticas e valores organizacionais já existentes.

O modelo implementado neste estudo incorpora duas etapas para o estabelecimento da dinâmica da descoberta e da difusão de tecnologias em um conjunto de empresas. A primeira envolve a definição, para cada empresa, do lucro proveniente da adoção de uma determinada estratégia associada à tecnologia. A segunda envolve o processo de evolução da tecnologia nas empresas a partir de mecanismos de algoritmos genéticos. Seguindo a estrutura proposta por Alchian (1950), na qual os equivalentes econômicos de hereditariedade, mutação e seleção natural são, respectivamente, imitação, inovação e lucros positivos, analisa-se o conceito de algoritmo genético aplicado à evolução da tecnologia em uma indústria.

A primeira etapa segue a modelagem proposta por Lee *et al.* (2002), enquanto a segunda apresenta uma dinâmica genética mais elaborada, que contempla diversas especificidades adicionais, como a possibilidade de descobertas tecnológicas tanto por empresas iniciantes quanto por outras já existentes, e o aprimoramento de estratégias baseadas na imitação de empresas com posicionamento estratégico semelhante. Dessa maneira, o modelo

foca o aspecto observável de resultados proposto por Rogers (1995) para justificar a possibilidade de imitação e inovação.

A seguir, o modelo é descrito em detalhes, explicitando-se as principais características da definição do lucro das empresas em função da tecnologia adotada e os mecanismos evolutivos da dinâmica do algoritmo genético.

Contextualização do ambiente competitivo

Um grupo de N empresas atua em uma indústria. As empresas possuem uma gama de estratégias tecnológicas x para adotar, distribuídas em um espaço unidimensional. Com isso, o eixo das abscissas na Figura 1 representa o posicionamento estratégico das empresas. O posicionamento representa a variável de interesse no algoritmo genético, isto é, representa a variável que sofrerá alterações para que sejam identificadas as estratégias que conduzem a uma maior probabilidade de sobrevivência na indústria. O posicionamento estratégico é definido a partir de um conjunto de $n = 10$ bits ou genes, no qual cada bit pode assumir o valor 0 ou 1. Assim, um dado conjunto de bits b_j , com $j = 1, \dots, 10$, é equivalente a uma estratégia x no eixo unidimensional que pode ser traduzida pela equação 1. Por exemplo, o conjunto 1101010010 representa a estratégia $x = 0.292278$.

$$x = \frac{\sum_{j=1}^n b_j 2^{j-1}}{\sum_{j=1}^n 2^{j-1}}$$

equação 1

Quanto maior a distância das abscissas entre as empresas, maior a diferença no posicionamento estratégico ou na tecnologia envolvida. Define-se que o resultado da estratégia adotada tem um comportamento semelhante ao da Figura 1, apresentando dois picos de lucros. Dessa forma, as diferentes estratégias do intervalo $[0.0, 1.0)$ podem ser classificadas em dois tipos. O primeiro, definido no subintervalo I, está associado com estratégias tradicionais, nas quais a empresa utiliza ou produz tecnologias convencionais. O segundo tipo se refere às estratégias no subintervalo II, batizadas de estratégias inovadoras, devido ao uso ou ao desenvolvimento de novas tecnologias.

Para fins do modelo computacional, não há distinção entre estratégia e tecnologia. Isso significa que, na modelagem proposta, um posicionamento estratégico envolve sempre uma determinada tecnologia. Quanto maior a proximidade estratégica, mais similar é a tecnologia adotada. A estratégia pode estar ligada a uma inovação





desenvolvida e vendida como produto ou serviço, ou a uma tecnologia utilizada pelas empresas.

Por exemplo, no caso de produtos de tecnologia, a fabricação de televisores convencionais está associada às estratégias tradicionais do subintervalo I, enquanto a fabricação de televisores a plasma ou de televisores digitais está ligada às estratégias inovadoras do subintervalo II. Em relação à novidade das tevês a plasma, as margens líquidas para empresas que adotam estratégias inovadoras podem ser maiores, propiciando ganhos potenciais mais elevados, que se refletem na existência de um pico maior na função lucro, conforme a Figura 1.

Dando continuidade aos exemplos, em relação às estratégias de serviços associadas à tecnologia, empresas provedoras de acesso à Internet no subintervalo I podem fornecer serviço por meio de banda larga distribuída por cabos de fibra óptica. Empresas no subintervalo II podem adotar estratégias mais inovadoras voltadas para o fornecimento de acesso sem fio ou por meio de cabos de energia elétrica. Com relação ao uso de tecnologias, empresas no subintervalo I podem utilizar sistemas operacionais e programas no ambiente Windows, enquanto empresas no subintervalo II podem montar sua infra-estrutura de sistemas baseada no Linux.

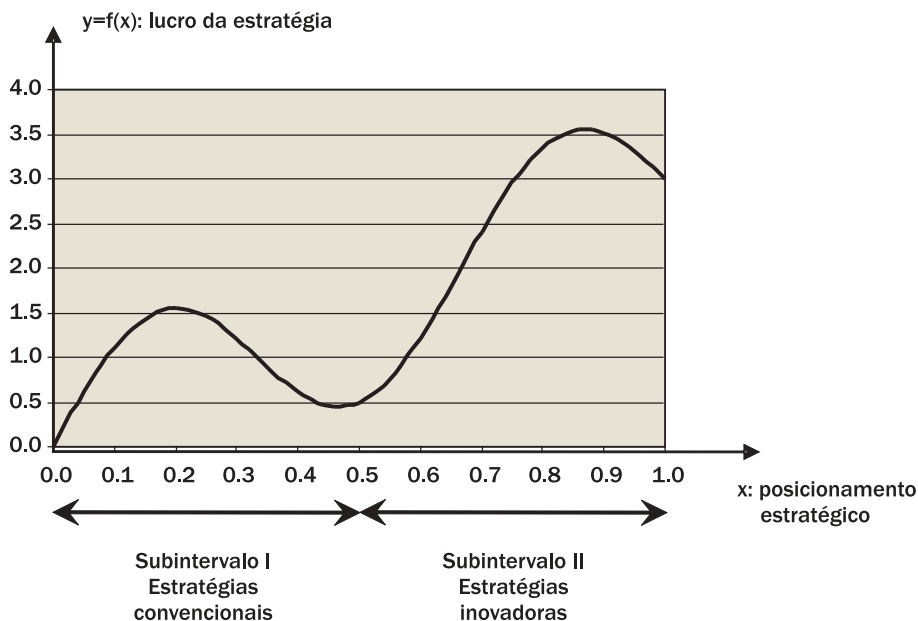
A possibilidade de lucro é menor para as empresas que adotam estratégias tradicionais quando comparadas com as empresas que adotam estratégias inovadoras. É claro que a simples implementação de estratégias inovadoras não conduz a lucros maiores que os provenientes de estratégias convencionais. Eventualmente, as empresas podem desenvolver produtos com tecnologia inovadora mas não ser eficientes em estabelecer uma estratégia integrada adequada às suas características específicas e à estrutura de mercado.

Conforme pode se observar na Figura 1, empresas com estratégias próximas ao pico do subintervalo I podem ter resultados superiores aos de empresas com estratégias no subintervalo II, por exemplo, dependendo de diferenças operacionais ou do posicionamento mercadológico. Assim, as tecnologias inovadoras podem não se estabelecer no mercado, caso as empresas não identifiquem as estratégias mais apropriadas, ou seja, aquelas que efetivamente conduzam a maiores lucros que as estratégias tradicionais.

Especificação do lucro das empresas

A Figura 1 ilustra a estimativa de um valor de referência para o lucro de uma determinada estratégia x . Porém, o comportamento do lucro de cada empresa individualmente é mais complexo, pois envolve o posicionamento da

Figura 1 – Configuração de lucro referente à estratégia x .





empresa e as possíveis estratégias de seus concorrentes. Sem perda de generalidade, o subintervalo I é definido entre $[0.0, 0.5)$ e o subintervalo II, entre $[0.5, 1.0)$. A função do lucro $y(x)$ de referência para cada estratégia x pode ser definido por:

$$y(x) = \begin{cases} \text{sen}(3\pi x) + 3x & \text{se } 0 \leq x < 0.5 \\ \text{sen}(3\pi x) + 3x & \text{se } 0.5 \leq x \leq 1 \text{ e } r \leq p \\ 0 & \text{se } 0.5 \leq x \leq 1 \text{ e } r > p \end{cases} \quad \text{equação 2}$$

onde:

$\pi = 3.14159265$;

$\text{sen}()$ é a função seno;

r é uma variável sorteada aleatoriamente de uma distribuição uniforme no intervalo $[0.0, 1.0)$;

p refere-se a uma probabilidade de sucesso, isto é, de lucro de estratégias no subintervalo II.

A equação 2 estabelece que quando uma empresa implementa uma estratégia no subintervalo I obtém sempre um lucro maior que zero. Apesar da simplificação – pois eventualmente as empresas podem ter prejuízo –, o modelo implica que quando as empresas adotam uma tecnologia convencional assumem um risco menor, obtendo um resultado determinístico. De certa maneira, a tecnologia convencional pode ser considerada mais consolidada, com um mercado já estabelecido, e, dessa forma, o resultado é sempre maior que zero.

Diferentemente, quando as empresas inovam, o nível de risco assumido é maior. Assim, quando a empresa adota uma estratégia no subintervalo II, apenas obtém um resultado maior que zero com uma certa probabilidade de sucesso p . Portanto, o comportamento estocástico está somente associado às estratégias inovadoras, que, pela sua própria natureza, conduzem a resultados potenciais maiores, à custa de riscos maiores refletidos na possibilidade de lucro nulo.

Visando uma maior adequação do modelo à realidade, Lee *et al.* (2002) discutem especificações na probabilidade p de obtenção de lucros no subintervalo II, em função de a empresa ser iniciante em uma nova tecnologia ou já ter experiência com uma dada inovação. Com isso, pode-se definir a probabilidade de sucesso de uma empresa como:

$$p = \begin{cases} \text{BM} & \text{se } E = 0 \text{ e } m \leq S \\ \text{IS} & \text{se } E = 0 \text{ e } m > S \\ \text{DC} & \text{se } E > 0 \end{cases} \quad \text{equação 3}$$

sendo:

BM um parâmetro associado às barreiras de mobilidade (Caves e Porter, 1977) para o subintervalo II;

IS um parâmetro associado às dificuldades de acesso ao subintervalo II, quando há interações estratégicas preventivas por parte de outras companhias inovadoras; DC um parâmetro associado à dinâmica da capacitação (Teece *et al.*, 1997) das empresas;

E a experiência da empresa na tecnologia inovadora, com $E = 0$ representando uma entrante no subintervalo II e $E > 0$ representando uma empresa com experiência na tecnologia inovadora;

m o número de empresas no subintervalo II;

S o número mínimo de empresas inovadoras para que se obtenha interação estratégica e se adotem ações preventivas para a entrada de novas empresas no subintervalo II.

Por meio dessa modelagem, diversos aspectos da estratégia podem ser considerados. A primeira condição da equação 3 estabelece que quando uma tecnologia é recente – com poucas empresas que a dominem, ou seja, $n \leq S$ – existe uma barreira ao lucro da empresa ao implementar uma estratégia no subintervalo II. Assim, quando a tecnologia ainda não está disseminada em um número maior do que S empresas, a probabilidade de sucesso de uma iniciante na estratégia inovadora é dada por BM. Quanto maior BM, menor a barreira de mobilidade para o subintervalo II, pois a probabilidade de sucesso da iniciante é maior.

Por meio da segunda condição da equação 3 – quando uma iniciante tenta adotar a estratégia inovadora em situações em que a tecnologia já é razoavelmente usada ou conhecida pelas concorrentes, ou seja, quando $n > S$ –, a probabilidade de sucesso IS é menor. Assim, o modelo incorpora uma possível ação defensiva dos concorrentes para evitar o surgimento de novos iniciantes no subintervalo de maiores lucros esperados. A partir de um certo número S de empresas adotando tecnologias inovadoras, existe uma maior interação estratégica que pode conduzir a uma maior dificuldade de novos iniciantes obterem sucesso no subintervalo II. A consolidação das marcas e a fidelização dos clientes são algumas das formas de prevenir o acesso de iniciantes. Dessa forma, a modelagem implica que a probabilidade de sucesso BM de iniciantes, quando a tecnologia ainda é pouco conhecida, é maior ou igual que a probabilidade de sucesso IS quando a tecnologia já está difundida em um número S mínimo de empresas, ou seja, $\text{BM} \geq \text{IS}$.

Finalmente, a terceira condição da equação 3 estabelece que as empresas que adotam estratégias inovadoras,





obtendo sucesso sob a forma de lucro maior que zero, possuem uma probabilidade DC de serem bem sucedidas em instantes posteriores. De certa maneira, o maior risco assumido pode levar a um lucro maior. O sucesso da estratégia reforça a posição das empresas inovadoras, refletindo o fato de a experiência e o tempo de utilização de uma tecnologia nova poder conduzir a uma capacitação ou expertise, aumentando o diferencial competitivo. Assim, a dinâmica envolvida numa capacitação crescente é modelada por meio de um processo iterativo. Se a empresa inovadora obteve lucro em um dado instante, a probabilidade de no próximo instante obter lucro é DC. Quanto mais elevado DC, maior a correlação entre os sucessos de dois períodos subseqüentes em uma estratégia inovadora. O modelo estabelece que $DC < 1$, uma vez que alterações no ambiente competitivo ou problemas específicos de uma empresa podem afetar negativamente seu desempenho futuro, independentemente de seus sucessos passados.

A equação 2 associa a cada estratégia um lucro de referência esperado. É importante destacar que esse lucro de referência não é exatamente igual ao lucro de uma empresa ao adotar uma dada estratégia. O lucro de uma empresa depende não somente de seu posicionamento estratégico e de seu histórico ou experiência em uma nova tecnologia, mas também do posicionamento estratégico de outras empresas. Por exemplo, uma grande concentração de empresas adotando uma tecnologia semelhante pode reduzir o lucro individual, dado o menor diferencial competitivo ou dada a maior oferta de produtos similares.

Seguindo a modelagem de Lee *et al.* (2002), define-se um segmento por meio de uma fronteira de rivalidade σ na qual a proximidade do posicionamento estratégico entre as empresas implica o compartilhamento do lucro de uma determinada estratégia. Por exemplo, uma empresa i é considerada como pertencente ao mesmo segmento de outra empresa j quando seus posicionamentos estratégicos não diferem mais do que σ , ou seja, quando:

$$d_{ij} = |x_i - x_j| < \sigma \quad \text{equação 4}$$

Assim, o lucro individual $f_i(x_i)$ de cada empresa depende do lucro de sua estratégia $y(x_i)$ e da densidade μ_i de rivais dentro de sua fronteira de atuação.

$$f_i(x_i) = \frac{y(x_i)}{\mu_i} \quad \text{equação 5}$$

Quanto maior a densidade, maior o número de empresas com estratégias similares e maior a degradação do lucro da estratégia. A densidade de rivais em uma dada fronteira de uma empresa é definida por:

$$\mu_i = \sum_{j=1}^N C(d_{ij}) \quad \text{equação 6}$$

onde $C(d_{ij})$ representa uma função de compartilhamento do lucro entre empresas em uma mesma fronteira que adotam tecnologias similares.

Para fins da modelagem do lucro individual $f_i(x_i)$, a função de compartilhamento apresenta a seguinte configuração:

$$C(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma} \right)^\alpha \\ 0 \end{cases} \quad \text{equação 7}$$

onde α é um parâmetro associado ao impacto da distância estratégica na densidade de rivais de uma empresa.

Assim, quanto maior α , maior o valor do compartilhamento do lucro para uma mesma distância do posicionamento estratégico das empresas. Para um α constante, quanto menor a diferença entre as estratégias das empresas, maior o valor do compartilhamento do lucro e, portanto, menor o lucro individual.

Dinâmica do algoritmo genético

Uma vez descrito o comportamento do lucro para cada empresa individualmente, decorrente de sua posição estratégica e da posição de seus concorrentes, passa-se à discussão do algoritmo genético, que define a descoberta e a evolução das inovações, considerando os conceitos de mutação e *cross-over*, conforme apresentados por Goldberg (1987). A dinâmica é distinta do modelo proposto por Lee *et al.* (2002), incorporando características diferenciadas para a inovação tecnológica.

No momento inicial, todas as empresas adotam estratégias tradicionais, evidenciando um mercado maduro, não havendo nenhuma empresa com tecnologia inovadora. As empresas são distribuídas aleatoriamente no subintervalo I , utilizando uma distribuição uniforme. De acordo com Temin (1980), essa caracterização é consistente, por exemplo, com a indústria farmacêutica nos Estados Unidos.





Por meio da equação 5 é possível obter os lucros individuais de cada uma das N empresas. Do ponto de vista genético, as empresas com os menores resultados não estão adaptadas ao ambiente competitivo. No mecanismo do modelo, as n_1 piores empresas não sobrevivem, sendo substituídas por outras. Na prática, essas empresas podem dar lugar a outras que se interessem em atuar nesse mercado, podem ser compradas por outras companhias ou eventualmente podem sofrer uma forte reestruturação que drasticamente mude a configuração de suas estratégias ou de seus genes iniciais.

As novas empresas que substituem as n_1 piores são formadas por meio do *cross-over* dos genes de duas outras empresas de referência. Uma das empresas de referência é escolhida aleatoriamente dentre as n_1 melhores, isto é, dentre as n_1 empresas que obtiveram maiores lucros, denominadas de referência tipo 1. Porém, como o resultado das empresas pode ser dependente não somente da estratégia adotada como também de outras variáveis exógenas, as novas empresas escolhem aleatoriamente outra empresa de referência. Essa outra, denominada referência do tipo 2, é escolhida dentre as existentes com uma probabilidade compatível com o lucro. Isso significa que quanto maior o lucro individual de uma empresa, maior a probabilidade de ser escolhida como referência do tipo 2, conforme a equação a seguir. O caráter aleatório do processo de seleção garante que, na maior parte das vezes, as duas empresas de referência, tipo 1 e tipo 2, não coincidam.

$$\text{Referência tipo 2} = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq w < F_L(1) \\ i+1 & \text{se } F_L(i) \leq w < F_L(i+1), \text{ com } 2 \leq i < N-1 \\ N & \text{se } F_L(N) \leq w < 1 \end{cases} \quad \text{equação 8}$$

onde:

$F_L(i) = \sum_{j=1}^i g_L(j)$ é uma função de distribuição de probabilidade acumulada;

$g_L(i) = \frac{f_i(x_i)}{\sum_{k=1}^N f_k(x_k)}$ é uma função de densidade de probabilidade; equação 9

w é uma variável aleatória obtida a partir de uma distribuição uniforme no intervalo $[0.0, 1.0)$.

A cada interação do modelo, supõe-se que os lucros individuais constituam informação disponível. Dada a imposição dos órgãos reguladores, essa suposição é compatível com a necessidade de *disclosure* de informações por parte das empresas. Mais ainda, supõe-se que a estratégia das concorrentes também seja observável no ní-

vel dos genes, isto é, dos *bits* que compõem a estratégia. Com isso, o modelo estabelece que é possível, sem custo adicional, as empresas obterem informações acuradas sobre as estratégias adotadas pelas rivais.

Por meio desse procedimento, as empresas de pior desempenho são substituídas por novas empresas que buscam imitar estratégias que conduzem a maiores lucros. A estratégia de imitação surge a partir do *cross-over* dos genes das empresas de referência tipo 1 e tipo 2. No algoritmo genético, a posição de ruptura dos cromossomos de n *bits* é escolhida aleatoriamente, assim como a hierarquização dos *bits* das empresas de referência. Nas simulações do modelo, cada posição de bit pode ser referência para a ruptura do cromossomo com a mesma probabilidade $P_1 = 1/n$. Adicionalmente, os primeiros *bits* do novo cromossomo ou da nova estratégia formada podem advir tanto da referência do tipo 1 quanto da referência do tipo 2 com a mesma probabilidade $P_2 = 0.5$.

O procedimento descrito anteriormente está associado a uma estratégia que permite uma evolução das tecnologias a partir da tentativa de imitação das empresas mais bem-sucedidas. Porém, a interação entre as empresas, principalmente aquelas que possuem posicionamento estratégico semelhante, pode levar a uma convergência de tecnologias adotadas. Por exemplo, duas empresas com tecnologias similares podem tentar uma aproximação no eixo das abscissas, compatibilizando suas tecnologias. Assim, o modelo genético incorpora

ainda um mecanismo de *cross-over*, conforme a Figura 2, estabelecido não em função do desempenho observado, mas da proximidade de estratégias. O cromossomo de uma empresa

sofre um *cross-over* com o cromossomo de outra empresa, escolhida aleatoriamente, segundo a proximidade.

Isso significa que quanto mais próxima uma empresa i estiver de uma empresa j , fato refletido em uma menor distância de posição estratégica d , maior a probabilidade de *cross-over*, conforme a equação 10. A nova tecnologia, ou o novo cromossomo formado, divide parte dos *bits* da empresa original j e parte dos *bits* de uma outra empresa, denotada de referência tipo 3. Nas simulações, o número de empresas que sofrem esse *cross-over* é estabelecido por n_2 . De modo semelhante ao caso do *cross-over* que substitui as empresas de pior desempenho, a posição do *cross-over* e a hierarquia dos *bits* são definidas aleatoriamente com probabilidades P_1 e P_2 .



$$\text{Referência tipo 3} = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq v < F_D(1) \\ i+1 & \text{se } F_D(i) \leq v < F_D(i+1), \text{ com } 2 \leq i < N-1 \\ N & \text{se } F_D(N) \leq v < 1 \end{cases} \quad \text{equação 10}$$

v é uma variável aleatória obtida a partir de uma distribuição uniforme no intervalo $[0.0, 1.0)$.

onde:

$F_D(i) = \sum_{j=1}^i g_{jD}(i)$ é uma função de probabilidade acumulada;

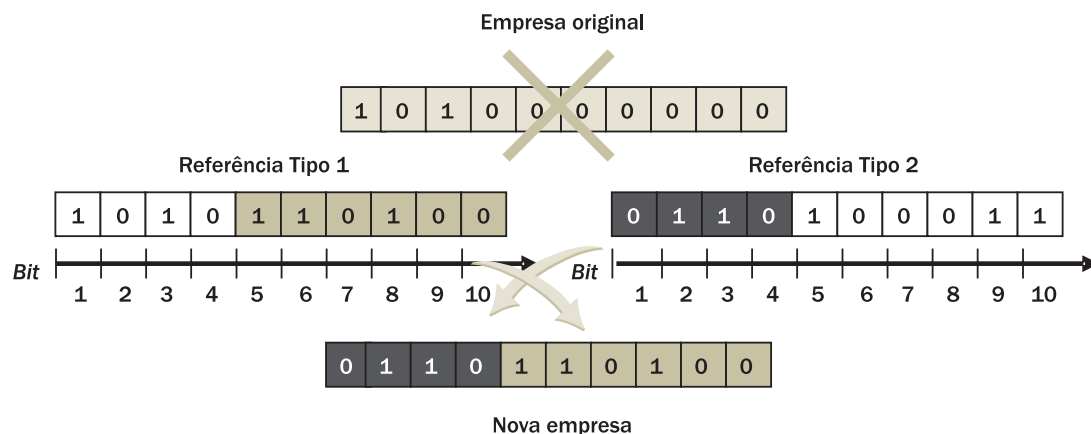
$g_{jD}(i) = \frac{d_{ji}}{\sum_{k=1}^N d_{ik}}$ é uma função de densidade de probabilidade; equação 11

As estratégias de imitação propiciadas pelo *cross-over* podem ser exemplificadas por meio da Figura 2. É conveniente destacar que quanto maior n_1 e n_2 , maior a probabilidade de evolução de estratégias por meio do *cross-over* ou da imitação de outras empresas.

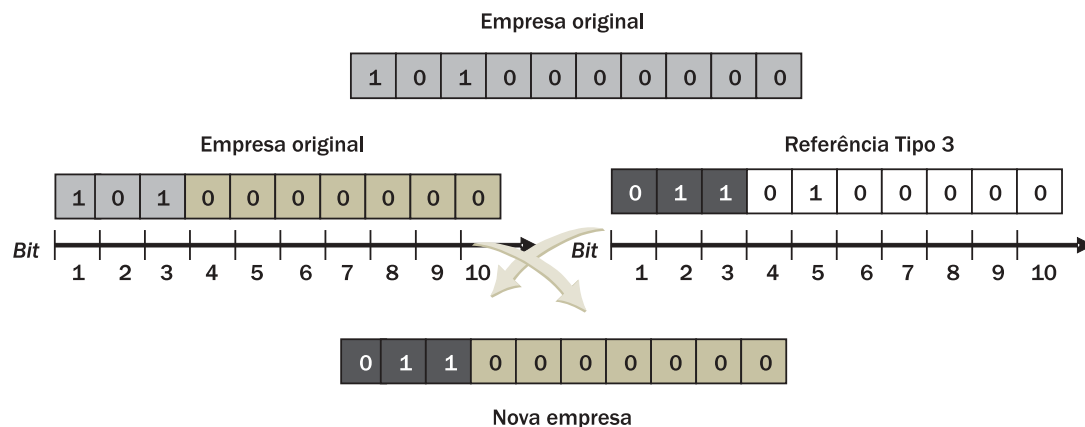
A evolução de estratégias por meio do processo de *cross-over* possibilita às empresas gradualmente buscar um posicionamento de lucro maior. Porém, a probabili-

Figura 2 – Exemplificação do procedimento de *cross-over*.

Cross-over baseado em lucro individual



Cross-over baseado em proximidade de estratégias





dade de que alguma empresa passe do subintervalo I para o subintervalo II, ou seja, a probabilidade de descobertas tecnológicas é baixa, e, portanto, a ocorrência de inovação é lenta. Isso porque eventualmente as empresas se concentram em estratégias próximas à que propicia lucro máximo no subintervalo das tecnologias convencionais. O surgimento de tecnologias no subintervalo de lucros maiores pode ser modelado por meio de outros processos genéticos.

O mecanismo que leva à inovação é representado nos algoritmos genéticos pela mutação. No modelo considerado, qualquer empresa pode sofrer mutação, refletindo o fato de os seus departamentos de pesquisa e desenvolvimento poderem inovar, colocando no mercado uma nova tecnologia. A probabilidade de qualquer um dos *bits* de uma empresa sofrer mutação é dada por P_3 . Se a mutação ocorrer nos genes iniciais do cromossomo, o posicionamento estratégico da empresa sofre uma alteração pequena. Se a mutação ocorrer nos *bits* finais, a empresa apresenta uma mudança tecnológica significativa.

Além disso, considera-se que os genes das n_3 empresas que possuem o maior desempenho em um dado período têm uma probabilidade $P_4 > P_3$ de sofrerem mutação no próximo período, evidenciando o maior potencial de inovação. Evidentemente a mutação pode aprimorar ou prejudicar as empresas, pois a inovação não conduz necessariamente a lucros maiores, dado o caráter estocástico da equação 2. Deve-se destacar que por meio desse procedimento de mutação pode haver um retrocesso, e uma empresa que em um dado período esteja no subintervalo de estratégias inovadoras pode retornar ao subintervalo de estratégias convencionais, mesmo tendo lucro considerável no período ou na iteração anterior. Apesar de incomum, esse retrocesso pode representar empresas que eventualmente

retornaram a uma estratégia de menor risco, denotada por uma posição no subintervalo I.

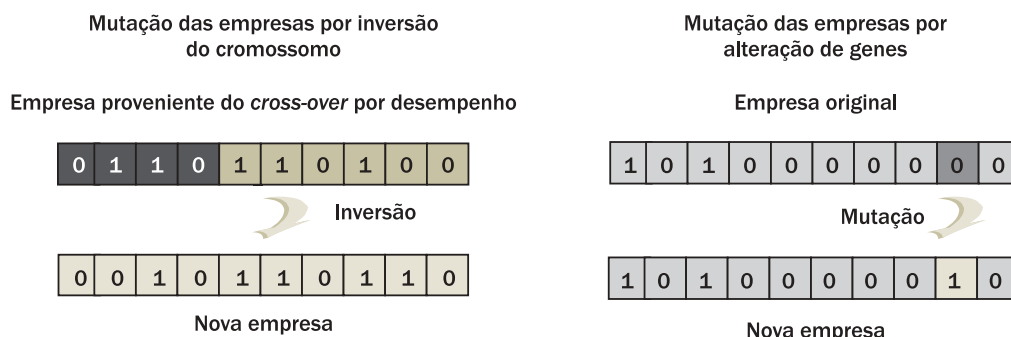
Adicionalmente, existe a possibilidade de que empresas que substituem as de baixa performance surjam com inovações. Essas inovações podem diferir consideravelmente das tecnologias adotadas pelas empresas com desempenho superior, principalmente nas primeiras iterações do algoritmo genético. Assim, para incorporar a possibilidade de inovação de empresas que substituem as piores empresas, o modelo genético inclui uma mutação especial na forma de inversão de genes, após o *cross-over*. Por meio do mecanismo de inversão, que pode ocorrer com probabilidade P_5 , as novas empresas geradas a partir do *cross-over* das empresas do tipo 1 e 2 sofrem uma inversão dos genes. Isso significa que o primeiro *bit* passa a ser o último, o segundo *bit* se transforma no penúltimo, e assim sucessivamente.

A inversão de genes auxilia na identificação mais rápida de estratégias que maximizam o lucro, uma vez que a posição dos *bits* pode levar a mudanças consideráveis nas tecnologias. Assim, a inversão pode implicar uma inovação que não dependa somente do processo de imitação baseado no *cross-over*. Apesar de a inversão de genes não ser comum nos algoritmos genéticos, possibilita neste modelo uma forma dinâmica de propiciar o surgimento de estratégias no subintervalo II, ou seja, a descoberta de tecnologia. Os mecanismos genéticos que levam à inovação podem ser visualizados na Figura 3.

RESULTADOS DA SIMULAÇÃO

A Tabela 1 descreve os parâmetros básicos do modelo de simulação do algoritmo genético. No decorrer do estudo, alguns parâmetros foram alterados visando identi-

Figura 3 – Exemplificação do processo de mutação.





car o impacto de diferentes condições iniciais na evolução das tecnologias.

Implementando o algoritmo genético e fixando o número de iterações em 100, com os parâmetros da Tabela 1, foram obtidos os resultados descritos na Figura 4.

No instante inicial, conforme a modelagem realizada, as empresas adotam estratégias no subintervalo I, representando as tecnologias convencionais. O processo de evolução do algoritmo genético permite que as tecnologias evoluam gradualmente por meio do *cross-over* e, de maneira mais acentuada, por meio das muta-

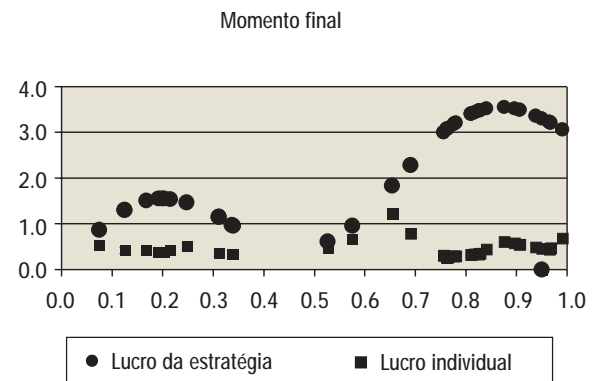
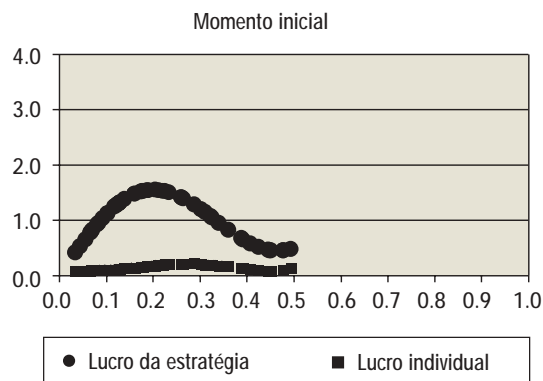
ções. Observa-se na Figura 5 que, durante as primeiras iterações do algoritmo, nenhuma empresa inova, refletindo o fato de que as mutações ocorrem com uma probabilidade baixa. É interessante observar que, a partir de determinado número de iterações, várias empresas entram no subintervalo II, evidenciando que, mesmo sendo baixa a probabilidade BM de sobrevivência das empresas com estratégias inovadoras, os maiores lucros potenciais recompensam o maior risco.

A simulação sugere que a elevada porcentagem de empresas no subintervalo II, a partir de trigésima iteração, implica uma aproximação maior das estratégias das em-

Tabela 1 – Parâmetros básicos do modelo de simulação.

PARÂMETRO		VALOR
Número de empresas	N	50
Número de genes por cromossomo	n	10
Número de piores empresas, que não sobrevivem	n_1	5
Número de melhores empresas, com maior potencial de mutação	n_2	5
Barreira de mobilidade	BM	0.1
Interações estratégicas	IS	0.1
Dinâmica de capacitação	DC	0.95
Parâmetro de impacto da distância na densidade	α	0.5
Fronteira de rivalidade	σ	0.1
Probabilidade de escolha da posição para <i>cross-over</i>	P_1	10%
Probabilidade de escolha da hierarquia para <i>cross-over</i>	P_2	50%
Probabilidade, por gene, de mutação das empresas	P_3	0.5%
Probabilidade, por gene, de mutação das melhores empresas	P_4	1.0%
Probabilidade de inversão de cromossomo do <i>cross-over</i>	P_5	0.5%

Figura 4 – Posição estratégica e lucro das empresas no início e no final da simulação.





presas. Essa maior aproximação aumenta a densidade de rivais, causando um maior compartilhamento de lucros da estratégia, degradando o resultado individual de empresas inovadoras. Assim, existe um ajuste no mercado, e diversas empresas que estavam no subintervalo II não obtêm lucro, sendo substituídas por outras iniciantes. Como consequência, a densidade de rivais diminui no subintervalo de lucros maiores, tornando novamente a tecnologia inovadora mais atraente e mais passível de ser imitada pelas empresas que se encontram no subintervalo I. Deve-se destacar que nas condições dos parâmetros iniciais as empresas inovadoras sobrevivem com uma probabilidade próxima a DC, flutuando em quantidade, por volta de 50% a 60% do total de empresas, conforme a Figura 5. Nessa simulação, a interação das empresas inovadoras não previne a entrada de novas empresas, uma vez que $BM = IS$.

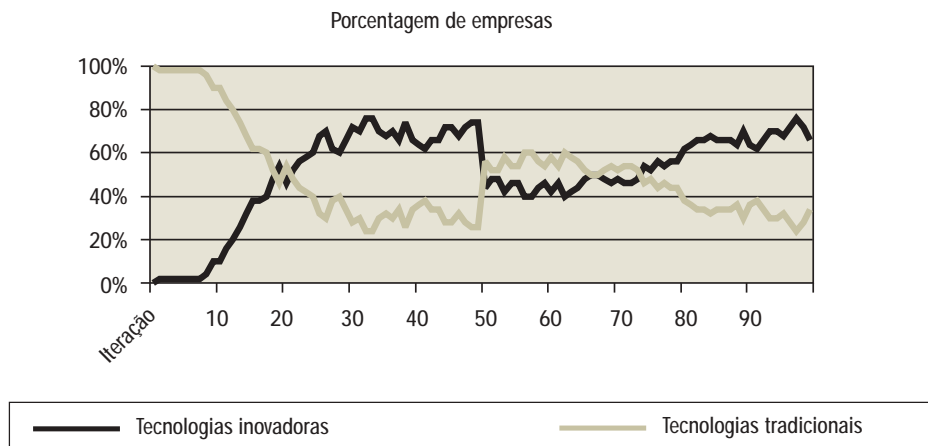
O segundo gráfico da Figura 4 permite, ao final das iterações do algoritmo, a verificação da posição estratégica das empresas, bem como dos lucros individuais. É interessante observar que, após várias iterações, existem tanto empresas com tecnologias tradicionais quanto empresas com tecnologias inovadoras. Por exemplo, empresas que vendem televisores a plasma podem conviver com empresas que vendem televisores convencionais. O lucro individual no momento final em comparação com o lucro inicial é maior, uma vez que a densidade diminui, pois as empresas têm um conjunto mais amplo de estratégias para adotar.

Apesar de a tecnologia propiciar maiores lucros para estratégias inovadoras, os lucros individuais das empresas no subintervalo II não são consideravelmente maio-

res que os lucros das empresas no subintervalo I. De fato, utilizando um teste t de igualdade de médias, não se obtém nessa simulação diferenças significativas entre o lucro médio das empresas do subintervalo I e o das empresas do subintervalo II. A degradação dos lucros individuais das empresas inovadoras é causada pela maior densidade de rivais. É interessante observar que uma das empresas, apesar de não estar no ponto de lucro máximo da estratégia, possui o maior lucro individual. Dessa forma, o modelo estabelece que, nas condições estipuladas, a estratégia a ser adotada depende não apenas do lucro potencial da estratégia, mas também do posicionamento das concorrentes. Assim, a estratégia de lucro máximo tem grande concentração de empresas, que acabam diluindo o lucro individual. Com isso, um posicionamento no subintervalo de inovação e a criação de alguns aspectos que diferenciem a empresa da estratégia adotada pelos rivais podem produzir melhores resultados do que o foco exclusivo na adoção da melhor tecnologia.

A Figura 6 mostra o impacto dos processos genéticos na estrutura de grupos estratégicos ao final das iterações. Os resultados indicam que a mutação alta por si só não garante a predominância da inovação, uma vez que a alta probabilidade de alteração de genes pode levar as empresas tanto ao subintervalo das estratégias inovadoras quanto trazê-las de volta às estratégias mais convencionais. De certa maneira, a maior probabilidade de mutação implica o surgimento de uma tecnologia inovadora, porém o processo de *cross-over*, ou de imitação das estratégias das empresas com maior desempenho, garante a predominância do grupo do subintervalo II.

Figura 5 – Evolução da quantidade de empresas em cada grupo estratégico.





Alterando alguns parâmetros do modelo de simulação, podem ser identificadas outras características do processo de descoberta e difusão de tecnologias. Por exemplo, a ampliação da fronteira de rivalidade, por meio do aumento de σ , leva mais empresas a competirem em um dado segmento, e, dessa maneira, o lucro da estratégia pode ser dividido por um maior número de empresas. Com isso, tecnologias distintas – mas que podem rivalizar entre si – fazem com que o lucro individual das empresas na indústria possa ser impactado negativamente.

Esse pode ser o caso, por exemplo, das companhias que provêm tecnologia para telefonia. Na situação atual, a fronteira de rivalidade é maior, pois, apesar de possuírem tecnologias diversas, CDMA, TDMA, GSM, as empresas desse setor desenvolvem produtos que disputam o mesmo tipo de cliente. É interessante destacar que, conforme a Figura 7, com σ elevado, a estratégia das

empresas converge a longo prazo para basicamente dois grupos bem distintos, com uma maior concentração de empresas no subintervalo das inovações, onde se espera um lucro maior.

Na simulação, observa-se que as estratégias entre 0.35 e 0.65 inexistem, denotando a tendência de grande diferenciação por das empresas com tecnologias convencionais e com tecnologias inovadoras, quando a fronteira de rivalidade é extremamente abrangente. Dessa forma, voltando ao exemplo das companhias provedoras de tecnologia para telecomunicações sem fio, espera-se que a longo prazo, traduzido por um número grande de iterações, provavelmente as estratégias corporativas se diferenciem consideravelmente, seja pela consolidação de padrões para aplicações distintas ou pelo estabelecimento de diferenças em custo ou qualidade que implicarão o atendimento de segmentos de mercado distintos.

Figura 6 – Dinâmica de evolução tecnológica em função dos mecanismos genéticos.

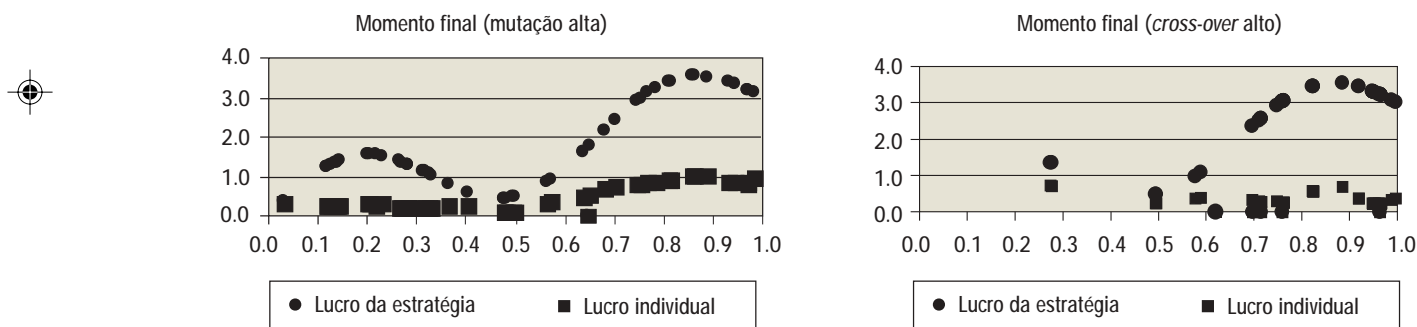
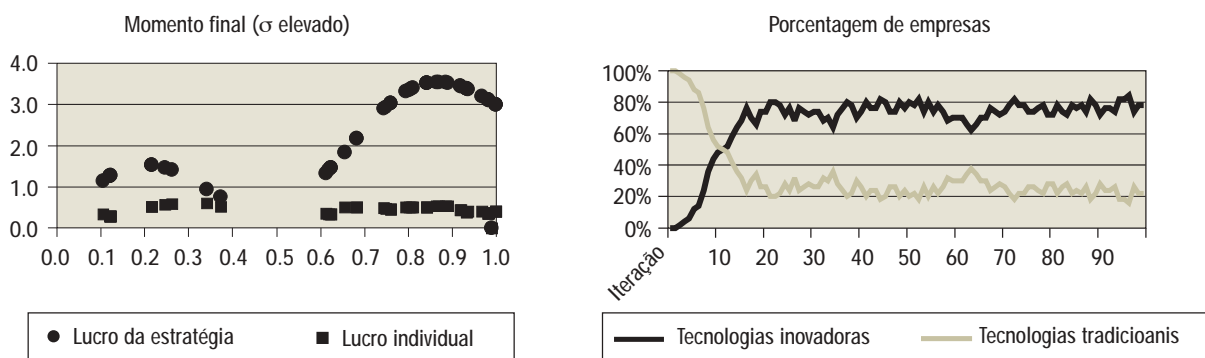


Figura 7 – Dinâmica da consolidação de tecnologias com relação à fronteira de rivalidade.





HERBERT KIMURA • ROBERTO GIRO MOORI • OSCAR KENJIRO NORIMASSU ASAKURA

Quando as barreiras para entrada no subintervalo de inovações são baixas, conforme a Figura 8, denotadas por valores de IS e principalmente de BM altos, existe também uma movimentação das empresas para a busca de inovações, dada a maior probabilidade de entrada e de permanência no segmento de maiores lucros da estratégia.

Finalmente, quando a dinâmica de capacitação é baixa, ou seja, a *expertise* de uma empresa dada pela experiência anterior com uma tecnologia inovadora é baixa, o processo de mutação causa o surgimento de empresas no subintervalo II, mas que não sobrevivem por muito tempo, conforme a Figura 9. Por exemplo, a Iridium, apesar de ter apresentado tecnologia e conceito inovadores baseados em comunicações ao redor do mundo via

satélite, não se desenvolveu comercialmente. Evidentemente questões mercadológicas como o preço pode ter afetado o desempenho da empresa, porém, de certa maneira, a falta de mercado impedia o desenvolvimento de maior *expertise*, que por sua vez causava deficiências operacionais, fazendo com que a tecnologia, apesar de inovadora, fosse descartada pelo mercado.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O processo de descoberta e difusão de tecnologias dentro de um contexto de grupos estratégicos pode ser estudado de diversas perspectivas. Porém, dado o caráter específico do desenvolvimento de tecnologias que envol-

Figura 8 – Consolidação de tecnologias quando as barreiras de entrada são baixas.

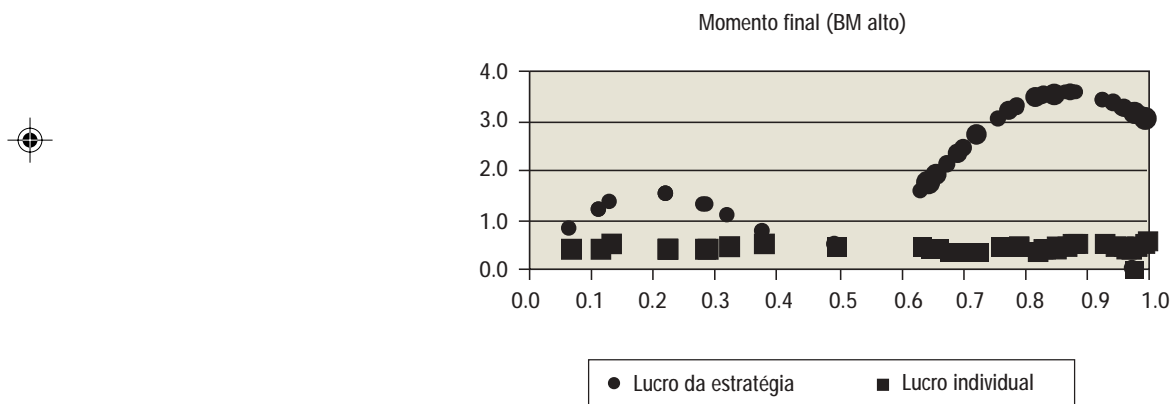
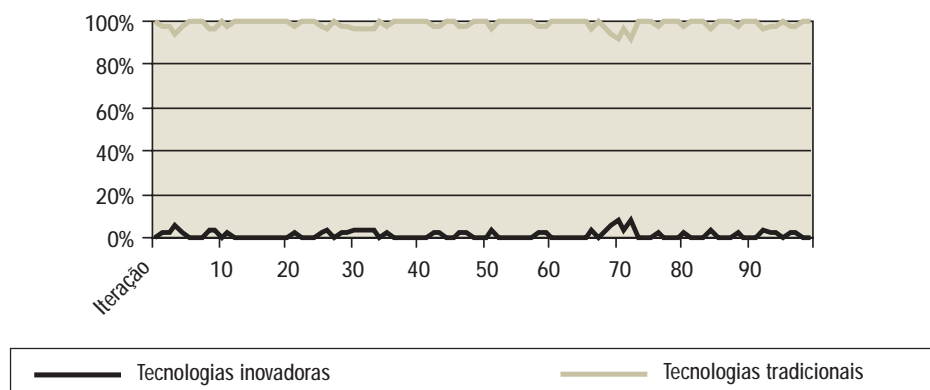


Figura 9 – Evolução do número de empresas em função da baixa dinâmica de capacitação.





vem condições iniciais particulares a cada evento, a generalização de evidências a partir de estudos empíricos é questionável. Afinal, aspectos históricos e mercadológicos dificilmente se repetem de maneira consistente, para permitir observações que permitam isolar as diversas variáveis de controle.

Nesse contexto, o estudo teórico por meio do uso de mecanismos de simulação pode propiciar uma análise menos sujeita a ruídos, uma vez que somente são incorporadas as variáveis consideradas relevantes na modelagem. Dessa maneira, pode-se identificar o efeito de parâmetros e de condições genéricas de mercado sobre o comportamento do surgimento e da sobrevivência de tecnologias.

Utilizando um algoritmo genético, o estudo possibilitou a identificação da possibilidade de convívio de diferentes grupos estratégicos, associados ao uso ou à produção de tecnologias convencionais ou de tecnologias inovadoras. Alguns resultados podem ser destacados. O processo de descoberta de tecnologia é motivado pela possibilidade de mutação, enquanto o processo de difusão de tecnologia ocorre principalmente por meio de *cross-over*, no qual se busca a imitação de estratégias vencedoras dos rivais. Nesse quadro, projetos de pesquisa e desenvolvimento e projetos de inteligência competitiva podem ser determinantes da evolução de tecnologias. Enquanto a pesquisa e o desenvolvimento abrem possibilidade a mutações, a análise estratégica da concorrência pode induzir o *cross-over*.

Além disso, quando o segmento de atuação das tecnologias é amplo, aumentando a fronteira de rivalidade, a longo prazo há uma tendência de as empresas formarem grupos estratégicos bem distintos, nos quais não sobrevivem padrões ou tecnologias intermediárias. No modelo, as barreiras de entrada no segmento constituem importantes praxís do risco assumido na busca da inovação tecnológica.

Adicionalmente, quando a indústria apresenta evolução rápida e a *expertise* obtida em uma dada tecnologia é pouco relevante na manutenção de diferenciais competitivos, existem poucas chances para o surgimento de um grupo consolidado de inovadores. De fato, a dinâmica implica que as empresas sempre busquem a inovação, uma vez que uma nova tecnologia pode ser rapidamente incorporada pelo mercado, tornando-se convencional.

Destaca-se que o modelo é uma simplificação da realidade, não incorporando a complexidade dos processos de inovação tecnológica. Por exemplo, a função lucro da estratégia é constante ao longo das iterações do algoritmo

genético. Evidentemente, na prática, as condições de mercado mudam, e eventualmente variáveis exógenas, como taxa de juros, inflação e regulamentação, podem afetar o lucro das empresas.

Ressalta-se ainda que os diversos parâmetros do modelo também foram mantidos constantes durante as iterações, podendo não refletir adequadamente a realidade, uma vez que as barreiras de entrada podem mudar gradual ou repentinamente, que probabilidades de mutação e de *cross-over* podem depender de descobertas anteriores e que processos de imitação podem estar sujeitos a outros ruídos não considerados no modelo. Modelos mais sofisticados poderiam relaxar as várias premissas, incluindo, por exemplo, questões que envolvessem assimetrias de informação sobre tecnologias e sobre os resultados das concorrentes.

Apesar das limitações do estudo, o modelo considerado permite a identificação de possíveis comportamentos de uma indústria com relação às estratégias com tecnologia. Usando conceitos de algoritmos genéticos, pode-se avaliar a formação de grupos estratégicos e, mais especificamente, os mecanismos de descoberta e difusão de tecnologias.

NOTAS

Os autores agradecem ao Ministério da Ciência e Tecnologia e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – MCT/CNPq pelo apoio.

Nota do Editor: Este artigo foi submetido à avaliação. Por ter sido premiado como o melhor trabalho apresentado no II Encontro de Estudos de Estratégia de 2005, realizado pela Anpad (Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração), decidiu-se publicá-lo como artigo convidado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALCHIAN, A. A. Uncertainty evolution and economic theory. *Journal of Political Economy*, v. 58, p. 211-221, 1950.
- BARNEY, J. B.; HOSKISSON, R. E. Strategic groups: untested assertions and research proposals. *Management and Decision Economics*, v. 11, p. 187-198, 1990.
- CAVES, R.; PORTER, M. From entry barriers to mobility barriers. *Quarterly Journal of Economics*, v. 91, p. 241-261, 1977.





HERBERT KIMURA • ROBERTO GIRO MOORI • OSCAR KENJIRO NORIMASSU ASAKURA

FIEGENBAUM, A.; THOMAS, H. Strategic groups and performance: the US insurance industry, 1970-1984. *Strategic Management Journal*, v. 11, n. 3, p. 197-215, 1990.

GOLDBERG, D. D. *Genetic Algorithms*. Reading: Addison-Wesley, 1989.

HOWELL, R. D; FRAZIER, G. L. Business definition and performance. *Journal of Marketing*, v. 47, p. 59-67, 1983.

LEE, J.; LEE, K.; RHO, S. An evolutionary perspective in strategic group emergence: a genetic algorithm-based model. *Strategic Management Journal*, v. 23, n. 8, p. 727-746, 2002.

PETERAF, M.; SHANLEY, D. Getting to know you: a theory of strategic group identity. *Strategic Management Journal*, Summer Special Issue, v. 18, p. 165-186, 1997.

ROGERS, E. M. *Diffusion of innovations*. 4th ed. New York: The Free Press, 1995.

TEECE, D. J; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.

TEMIM, P. *Taking Your Medicine: Drug Regulations in the United States*. Cambridge: Harvard University Press, 1980.

Artigo convidado. Aprovado em 07.06.2005.

Herbert Kimura

Professor da Universidade Presbiteriana Mackenzie. Doutorado em Administração pela FEA-USP.

Interesses de pesquisa nas áreas de estratégia e finanças.

E-mail: hkimura@mackenzie.com.br

Endereço: Rua da Consolação, 930, Consolação, São Paulo – SP, 01302-907.

Roberto Giro Moori

Professor da Universidade Presbiteriana Mackenzie. Pós-doutorado em Administração

pela University of Bath, Inglaterra. Doutor em Engenharia de Produção pela POLI-USP.

Interesses de pesquisa nas áreas de operações, logística e gestão da cadeia de suprimentos.

E-mail: rgmoori@mackenzie.com.br

Endereço: Rua da Consolação, 930, Consolação, São Paulo – SP, 01302-907.

Oscar Kenjiro Norimassu Asakura

Professor da Universidade Presbiteriana Mackenzie. Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Presbiteriana Mackenzie.

Interesses de pesquisa nas áreas de computação evolutiva, algoritmo genético e autômatos celulares.

E-mail: 1105179@mackenzie.com.br

Endereço: Rua Capiberibe, 161, São Paulo – SP, 04631-000.

