

# Inovação e Aprendizado em um Ambiente de Racionalidade Limitada e Sujeito a Externalidades de Rede: uma Abordagem de Escolha Discreta

## Innovation and Learning in an Environment of Limited Rationality and Subject to Network Externalities: a Discrete Choice Approach

Helberte João França Almeida\*

Adilson Giovanini\*\*

Wallace Marcelino Pereira\*\*\*

Alexandre Rodrigues Alves Coelho\*\*\*\*

**Resumo:** O artigo utiliza-se da modelagem baseada em agentes para identificar os tipos de aprendizados adotados pelas firmas em uma estrutura de mercado emergente e em um quadro dinâmico de mudanças técnicas, que se expressa por meio do esforço de aprendizado. Assim, o modelo computacional elaborado considera que as firmas possuem duas fontes diferentes de incentivo à inovação: incentivos internos e externos à firma. Dados de inovação disponibilizados pela (PINTEC), para o setor têxtil e de máquinas e equipamentos, foram utilizados para calibrar o modelo desenvolvido. Os resultados sugerem que os aprendizados adotados pelas firmas do setor de máquinas e equipamentos são sensíveis à fonte de incentivo. Por sua vez, os aprendizados adotados pelas firmas que compõem o setor têxtil são pouco sensíveis à fonte dos incentivos e ao grau de heterogeneidade com que as firmas percebem os incentivos externos.

**Palavras-chave:** Inovação. Externalidades. Modelo de escolhas discretas.

**Abstract:** The paper uses agent-based modeling to identify the types of learning adopted by firms in an emerging market structure and a dynamic framework of technical change that is expressed through learning effort. Thus, the computational model elaborated considers that firms have two different sources of incentive to innovation: a) incentives internal to the firm; and b) incentives outside the firm. Innovation data provided by (PINTEC) for the textile and machinery and equipment sector were used to calibrate the developed model. The results suggest that the learning adopted by firms in the machinery and equipment sector is sensitive to the incentive source. In turn, the learning adopted by firms that make up the textile sector are not very sensitive to the source of the incentives, and to the degree

\* Doutor em Economia pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Professor do Departamento de Economia e Relações Internacionais da UFSC. E-mail: [helberte.almeida@ufsc.br](mailto:helberte.almeida@ufsc.br)

\*\* Doutor em Economia pelo Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Professor da Universidade do Estado de Santa Catarina (UESC). E-mail: [adilstoneconomia@gmail.com](mailto:adilstoneconomia@gmail.com)

\*\*\* Doutorando em Economia pela Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG). E-mail: [wallacemp2000@yahoo.com.br](mailto:wallacemp2000@yahoo.com.br)

\*\*\*\* Mestre em Economia pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). E-mail: [coelhojam@gmail.com](mailto:coelhojam@gmail.com)

of heterogeneity with which firms perceive external incentives.

**Keywords:** Innovation. Externalities. Model of discrete choices.

**JEL Classification:** O31; O32; O33.

## 1 Introdução

O estudo sobre as aglomerações industriais e sua relação com o dinamismo produtivo ganha contornos mais precisos a partir do estudo pioneiro de Marshall (1982). O autor busca compreender a razão de existir uma concentração de certas indústrias em determinadas regiões e porque essas regiões se mantêm competitivas ao longo do tempo. Seus estudos apontam que o conhecimento está concentrado e localizado na região onde está enraizado um conjunto de fatores, dentre os quais se destacam a mão de obra específica, instituições e organizações de conhecimento, de modo que as presenças desses fatores geram externalidades para todas as firmas ao seu redor. Por fim, o autor conclui que as externalidades positivas possibilitam um ganho para os agentes que se encontram ao redor do aglomerado produtivo, mesmo que tais empresas não se encontrem diretamente envolvidas no processo produtivo (MARSHALL, 1982).

A evolução dos estudos em aglomeração/distritos industriais ganha dimensão internacional a partir das décadas de 80 e 90, com os distritos industriais da “terceira Itália”,<sup>1</sup> baseados em pequenas e médias empresas. A partir de então, a literatura sobre o tema assumiu dois tipos de abordagens teóricas: a) a ênfase na rede de firmas como elemento essencial do distrito industrial típico, em que se observam empresas relativamente pequenas e verticalmente desintegradas; e b) a abordagem do enraizamento da rede de firmas no sistema social local, na qual o tecido social local é importante no processo de transformação dos distritos industriais (BECATTINI, 1990; BRUSCO, 1990).

Recentemente, esforços têm sido realizados com vistas a construir um conceito de aglomeração mais articulado, permitindo reformular a ideia de aglomeração com a de redes e abrindo espaço para investigar como ocorre o processo de cooperação e como são apropriadas as externalidades advindas dessas interações (CASSIOLATO; ZSAPIRO, 2003; KELLER, 2008). No bojo desse processo, a teoria evolucionária da firma, ao considerar que a estrutura tecnológica e industrial pode mudar ao longo do tempo, contribui para entender a evolução das firmas ao considerar a possibilidade destas se adaptarem, aprenderem e evoluírem junto ao meio em que estão inseridas, sugerindo a existência de contínuo processo de aprendizado permeado pelas condições locais, pelo nível de integração à rede e

---

1 Para indicar o desenvolvimento socioeconômico de uma região existente entre o Norte e o Sul da Itália, Bagnasco (1999) cunha a expressão “terceira Itália”.

pela necessidade de responder ao ambiente externo competitivo (NELSON; WINTER, 1982; FREEMAN, 1994; LUNDVALL, 1988, 1992; TIGRE, 1998).

O presente artigo se insere nesse contexto e objetiva verificar o comportamento estratégico adotado pelas firmas em uma estrutura de mercado emergente em um quadro dinâmico de mudanças técnicas expresso pelo esforço de aprendizado. Para executar esse objetivo, constrói-se um modelo computacional baseado em agentes para descrever a trajetória do comportamento privado das firmas em um ambiente competitivo, no qual as firmas interagem por meio de uma rede, sujeitas a ganhos de aprendizado. A contribuição deste trabalho para a literatura evolucionária da firma reside na construção de um modelo que incorpora duas fontes diferentes de incentivo à inovação para a firma: a) por incentivos internos à firma, descrito pelo modelo *patent race*, que mede a relação existente entre o lucro da firma e os dispêndios em inovação; e b) por incentivos externos à firma, avaliada pela externalidade gerada pela existência de firmas na vizinhança que inovam. Ademais, para a elaboração deste trabalho, consideraram-se dois setores diferentes, setor têxtil e setor de máquinas e equipamentos, pois tal realização permite avaliar as peculiaridades que afetam a inovação nos dois setores.

Além desta breve introdução, o presente estudo apresenta mais cinco seções, a segunda traz o referencial teórico; a terceira apresenta a metodologia e a descrição da utilidade privada e social adotada; a quarta aborda a implementação computacional e a calibração do modelo; a quinta apresentada as propriedades emergentes do modelo computacional proposto e os resultados dos testes realizados; e, por fim, a sexta traz as considerações finais.

## 2 Referencial Teórico

### 2.1 Teoria Evolucionária da Firma

A teoria econômica evolucionista ou neoschumpeteriana desenvolveu um novo arcabouço teórico para estudar e entender o funcionamento da firma. Nelson e Winter (1977) foram os primeiros a resgatar as ideias de Schumpeter sobre a dinâmica da inovação e da concorrência, sendo que, posteriormente, os trabalhos de Dosi (1982), Pavitt (1984) e Rossi *et al.* (2003) fizeram avançar essa teoria.

A abordagem da teoria evolucionista considera que a estrutura tecnológica ou industrial pode mudar ao longo do tempo. Dessa maneira, os modelos evolucionistas consideram a possibilidade das firmas se adaptarem, apreenderem e evoluírem junto ao meio em que estão inseridas, sugerindo que estão em constante processo de busca pela melhor resposta. Assim, a teoria evolucionária neoschumpeteriana se baseia em três premissas básicas: a) a dinâmica do modelo ocorre devido às inovações, sendo estas de produto ou processo; b) existe racionalidade

limitada;<sup>2</sup> c) os agentes são heterogêneos no emprego de conhecimento, tecnologia e estratégias de inovação para mudanças (POSSAS, 1993, 2008).

Com relação à primeira premissa, no modelo evolucionista da firma mudanças tecnológicas não só levam a um aumento de produção, mas também provocam efeitos na evolução ao longo do tempo no mercado e na indústria. Nesse contexto, apesar das ações dos agentes econômicos voltadas para a inovação serem realizadas continuamente, cada ação carrega uma forte incerteza, impossibilitando o conhecimento de todos os possíveis desenvolvimentos tecnológicos (NELSON; WINTER, 1982).

No que tange à segunda premissa, do ponto de vista da racionalidade limitada de Simon (1978, 1987) os comportamentos dos agentes carregam uma forte incerteza no processo decisivo, e por isso, são compatíveis com a existência de limitação racional. Nesse processo, observa-se que existem alguns fatores que influenciam as decisões dos agentes: a) incerteza envolvida na tomada de decisão dos agentes e a incapacidade prática de conhecer todos os processos de decisão; b) multiplicidade de objetivos e possibilidade de haver conflitos; c) diferença entre o aprender e o aplicar, possibilitando que o conhecimento sobre determinada ação seja fragmentado (POSSAS, 1993).

Por fim, quanto à terceira premissa, uma característica básica entre as firmas é a heterogeneidade. Em outros termos, as firmas não são homogêneas, pelo contrário, as firmas buscam diferenciar-se dos seus concorrentes para almejar melhor posição no mercado (CASSIOLATO; LASTRES, 2000). Lundvall (1988) salienta, ainda, que as firmas são heterogêneas e autônomas e que, assim, cada agente assume uma característica própria e suas ações são balizadas pelas rotinas e pelo conhecimento adquirido ao longo do tempo, de modo que a trajetória dos agentes não é única e pode sofrer mutação. Dessa maneira, as firmas utilizam-se de pesquisas em produtos, técnicas de produção, *marketing* e lançamento de novos produtos de modo que a heterogeneidade entre as firmas se torna um incentivo para inovação.

Assim, dadas as premissas, o fator capaz de conformar o comportamento e determinar a evolução das firmas evolucionárias ocorre pelo emprego das rotinas. Segundo Nelson e Winter (1982), rotinas podem ser definidas como um padrão de solução repetitivo para problemas semelhantes, ou seja, o conjunto de técnicas e processos dos quais as mercadorias são produzidas. Desse modo, as firmas são um repositório de aprendizagem e conhecimentos obtidos por meio de suas rotinas, os quais serão utilizados para solucionar problemas (MÉNARD, 1997). Além disso, cabe ressaltar que as rotinas podem identificar o conhecimento tácito e o conhecimento codificável, de modo que ambos explicam as diferenças e a variedade das firmas. Em outros termos, as firmas são um repositório cumulativo de

---

2 Para mais detalhes sobre racionalidade limitada, ver Simon (1978).

aprendizagem e conhecimento, no qual os acúmulos de conhecimento ajudam a explicar o presente e o futuro da firma. Nesse sentido, as habilidades empilhadas na rotina transformam-se em herança genética da firma, determinando suas características próprias e sua capacidade acumulativa de resolver os problemas (MÉNARD, 1997).

## 2.2 Economia do Aprendizado na Teoria Evolucionária e o Papel do Conhecimento e das Externalidades

A firma na abordagem evolucionária é vista como heterogênea e autônoma. Assim, cada agente assume uma característica própria e suas ações são balizadas pelas rotinas e pelo conhecimento adquirido ao longo do tempo, de modo que a trajetória dos agentes não é única e pode sofrer mutação (FREEMAN, 1987; LUNDVALL, 1988, 1992). Portanto, as firmas estão em constante processo de aprendizado, seja interno ou externo (POSSAS, 2008). As fontes internas de aprendizado estão relacionadas à produção, pesquisa e desenvolvimento, experiências de trabalhadores e informações de chão de fábrica. Por sua vez, fontes externas de aprendizados podem ser adquiridas de maneiras distintas, entre as quais informações com usuários e fornecedores e interação com centros de pesquisa e universidades.

Por serem diversos e complexos, os aprendizados<sup>3</sup> podem ser classificados de acordo com suas características em comum. Como exposto por Malerba (1992), os aprendizados podem ser divididos em: a) *learning by doing*: obtido internamente na atividade produtiva; b) *learning by using*: obtido internamente no uso dos insumos de produção; c) *learning in advanced S&T*: conhecimento externo à firma e relacionado ao conhecimento obtido em pesquisa de tecnologia; d) *learning by interacting*: aprendizado externo à firma, adquirido em relações da firma com clientes e fornecedores; e) *learning by searching*: conhecimento interno à firma e adquirido por pesquisa e desenvolvimento (P&D).

É importante ressaltar que, apesar da classificação citada, esses tipos de aprendizados não são mutuamente excludentes e podem ser combinados no processo produtivo das firmas gerando um ganho de capacidade produtiva. No entanto, para adquiri-los, as firmas deparam-se com um alto custo em um ambiente de grande incerteza sobre o sucesso dos resultados obtidos do aprendizado (CIMOLI; DOSI, 1995). Em outros termos, ter conhecimento obrigatoriamente não leva à inovação de produto e processo, uma vez que, dado que o processo de aprendizagem é complexo e demanda um esforço contínuo por parte da firma, a incerteza do ambiente econômico passa a ser um fator adicional ao custo de ino-

---

3 Para mais detalhes sobre os enfoques acerca do processo de aprendizado, ver Arrow (1962), Rosemberg (1982) e Lundvall (1992).

var. Logo, a firma se vê em um dilema constante entre investir em aprendizagem de inovação ou não (BITTENCOURT, 2012). Desse modo, o caráter do processo de formação do conhecimento e das externalidades embutidas no processo de aprendizagem, e em contexto de incerteza econômica, são essenciais para entender a decisão de inovar.

Lundvall *et al.* (2002) destaca a natureza do conhecimento e o efeito da externalidade gerada pelo aprendizado. Segundo o autor, é necessário saber particularidades sobre o aprendizado para inferir seu efeito sobre os agentes, assim salienta que o conhecimento é o elemento chave para o crescimento e o desenvolvimento econômico. Nesses termos, o desenvolvimento e o sucesso das economias modernas estão diretamente relacionados ao conhecimento acumulado ao longo do tempo e ao investimento corrente realizado para obtê-lo (LUNDAVALL, 1992; DOSI, 1996).

É importante ressaltar que a natureza do conhecimento é distinta, no sentido de que o conhecimento pode ser dividido em codificado ou tácito. De acordo com Johnson, Edward e Lundvall (2002), o conhecimento codificado pode ser estocado ou transferido para outros agentes e ser absorvido por eles caso exista a compreensão da linguagem utilizada, sendo, portanto, conhecimento geral. Por sua vez, o conhecimento tácito só pode ser adquirido através da experiência acumulada do agente, sendo pessoal e específico do contexto e de difícil formalização e transferência. Trata-se, portanto, de um conhecimento baseado em habilidades específicas.

Assim posto, para uma melhor compreensão acerca das tipologias acerca das formas de conhecimento, Lundvall e Johnson (1994) e Lundvall *et al.* (2002) construíram quatro categorias de conhecimento: a) *know what*: refere-se ao conhecimento sobre fatos, podendo ser obtido em bancos de dados. É conhecimento público, isto é, pode ser acessado por qualquer um, apesar de que para ter acesso a esse conhecimento é necessário ter conexão com a internet ou *network*; b) *know why*: refere-se ao conhecimento sobre princípios e leis de movimento da natureza, na mente humana e na sociedade. Trata-se de um conhecimento importante para o desenvolvimento tecnológico em setores químicos e de tecnologia. É um conhecimento público, mas para também ter acesso a esse conhecimento é necessário acessar internet e ter *network*; c) *know how*: conhecimento que está relacionado com a habilidade de fazer alguma coisa. É um tipo de conhecimento desenvolvido e mantido dentro das firmas ou na equipe de pesquisa, sendo que o acesso é limitado para o público e sua mediação é mais complexa. Seu problema básico é separar a competência entre pessoa e organização. Ademais, outro problema advém em como organizar a cooperação entre as organizações, que se unem para resolver os problemas oriundos da complexidade do conhecimento em estágios mais avançados da aprendizagem. Todavia, o *know how* nunca é um

conhecimento de domínio público, mas pode ser ensinado e aprendido na interação entre mestre e aprendiz; d) *know who*: é um conhecimento muito importante devido à complexidade da existência de diferentes fontes de conhecimentos essenciais para um novo produto, ou uma nova tecnologia. Em outros termos, é um conhecimento que envolve informações sobre “o que fazer” e “saber o que fazer”. Trata-se de uma combinação de informações e relações sociais que não é pública.

Todavia, é importante ressaltar que a forma de uso e geração dessas formas de conhecimento só ocorre em ambientes apropriados nos quais todos os agentes no ato da aprendizagem favorecem e são favorecidos pela interconectividade propiciada por uma rede de interações, ou mais precisamente, propiciada por uma externalidade de rede. No que tange às redes, Britto (1999) expõe que três recortes são passíveis de serem usados para sua análise: a) a abordagem microeconômica *mainstream*, que considera as redes de firmas como uma estrutura geradora de externalidades positivas; b) a teoria neoinstitucionalista dos custos de transação, que considera as firmas como estruturas híbridas de governança, permitindo, assim, maior grau de eficiência produtiva; e c) a teoria evolucionária neoschumpeteriana, que considera as redes de firmas como espaços de aglomeração e geração de competências por meio de processo de aprendizado condicionado. Dessa forma, as externalidades de rede originam-se dos vínculos entre organizações e do modo como afetam as decisões tomadas pelos agentes econômicos fundamentais dos mercados (BRITTO, 2002).

Segundo Lemos (2003), as externalidades produtivas podem ser classificadas em: institucionais, difusão, perrouxianas, marshallianas, schumpeterianas, transacionais e jacobianas. O presente trabalho reconhece que todas as externalidades são de grande importância para explicar os arranjos produtivos, no entanto, devido à aplicação ao tema proposto, o presente estudo explorará as externalidades marshallianas, schumpeterianas e transacionais. Nesse sentido, nas externalidades marshallianas a proximidade geográfica entre as firmas possibilita ganhos de especialização-localização. Esses ganhos podem ser explicados por meio de transbordamentos por: a) encadeamentos produtivos na realização de trocas intersetoriais; b) mercado de trabalho qualificado, experiente e local; e c) ganhos tecnológicos e de conhecimento relevante. Assim, observa-se que as externalidades por encadeamentos intersetoriais e formação de mercado de trabalho especializado são as mais tangíveis. Além disso, as externalidades marshallianas possibilitam que firmas próximas ao arranjo produtivo tenham vantagens que possam ser de suma importância no seu processo produtivo. Ademais, essas externalidades geram capacidade de atração de atividades correlatas e complementares, sendo que essas atrações são capazes de estabelecer uma cadeia produtiva local, consolidando a aglomeração (MARSHALL, 1982; LEMOS et al., 2003).



A segunda externalidade a ser explorada são os ganhos gerados pelas externalidades schumpeterianas locais. Nesse arranjo produtivo, as forças de trabalho recebem qualificação constante e sua produtividade tende a aumentar. Outra característica desse aglomerado é a capacidade de coordenação entre as firmas, em que tal capacidade possibilita que as empresas próximas tenham uma rápida resposta às mudanças do mercado e uma rápida capacidade de evolução tecnológica. Todavia, a cooperação que existe entre as firmas na produção e comercialização não se manifesta na atividade de inovação, em virtude das firmas terem dificuldade de diversificar sua composição setorial. Por fim, ressalta-se que esse aglomerado possibilita a transmissão de conhecimento tácito, através da cooperação das firmas e instituições de pesquisas internas ao arranjo produtivo (LEMOS, 1999).

Por fim, as externalidades transacionais estão relacionadas aos custos de transação externos às firmas e internos ao aglomerado produtivo. As empresas que estão próximas a esse arranjo se deparam com redução de custos de transação, via mercado ou via hierarquia (integração vertical), sendo a proximidade geográfica a principal explicação para essa obtenção de vantagem. Isso ocorre porque as empresas que se encontram nesse arranjo são beneficiadas nas transações internas e externas ao aglomerado (LEMOS; SANTOS; CROCCO, 2003).

### 3 Metodologia

Do ponto de vista teórico, os modelos de escolha discreta se sustentam na teoria da utilidade, cujo objetivo reside não só em entender o comportamento do agente diante de um conjunto de alternativas possíveis e independentes, mas procurar relacioná-lo com a teoria da informação (ANAS, 1983; KIM; LEE; KIM, 2005; DUBÉ; HITSCH; JINDAL, 2011, 2012). Dessa forma, os modelos de escolha discreta têm se caracterizado pela flexibilidade metodológica, no sentido da possibilidade que se abre aos aperfeiçoamentos e combinações com outros instrumentais quantitativos. Essa característica pode ser vista no trabalho de Kim *et al.* (2005), que elaboram um modelo de escolha discreta que incorpora o comportamento de adesão do consumidor às dinâmicas de difusão do produto, no estudo de Lee *et al.* (2006), que integra o modelo de escolha discreta, e no modelo de Bass (1969).

Outro aperfeiçoamento que se encontra na literatura diz respeito aos trabalhos de Durlauf (1997) e Brock e Durlauf (2001). Esses autores inserem externalidades de rede no processo de formação das expectativas de inflação, utilizando a metodologia de escolha discreta com interação social. Utilizando esse arcabouço, Coelho (2013) desenvolve um modelo computacional baseado em agentes de escolha discreta com motivações sociais para avaliar a trajetória dos usos de aprendizados em firmas a partir de uma perspectiva neoschumpeteriana.



Para o presente trabalho, elabora-se um modelo que procura descrever a trajetória do comportamento privado das firmas em um ambiente competitivo, mediado por uma rede sujeita a ganhos de aprendizado. O modelo considera que as firmas possuem duas fontes diferentes de incentivo à inovação: a) incentivos internos à firma, descrito pelo modelo *patent race*, que mede a relação existente entre o lucro da firma e os dispêndios em inovação; e b) incentivos externos à firma, que será avaliado pela externalidade de rede gerada pela existência de firmas que inovam na vizinhança.

### 3.1 O Processo de Escolhas de Perfis de Aprendizado como um Jogo Computacional em Rede

Considere um agente  $i$  que poderá escolher uma alternativa, mutuamente excludente, de um campo de escolha finito ( $l_1, l_2, l_3$  e  $l_4$ ). Como veremos adiante, as escolhas representarão os tipos de aprendizados utilizados pelas empresas. Assim, por exemplo, se  $\sigma_i = l_1$ , indica que o  $i$ -ésimo agente adota o aprendizado *learning by search*. Por sua vez, se  $\sigma_i = l_2$ , significa que o agente  $i$  faz uso do aprendizado *learning by doing and using*. Caso  $\sigma_i = l_3$ , aponta que o agente  $i$  usa o aprendizado *learning in advanced S&T*. Por fim, se  $\sigma_i = l_4$ , designa que o  $i$ -ésimo adota o *learning by other external sources*.<sup>4</sup>

Os aprendizados,  $l_j$ , serão representados por uma variável binária, ou seja,  $l_j \in (0,1)$  para todo  $j = 1, 2, 3, 4$ . Dessa forma, se  $l_j = 0$ , significa que a firma não adota o tipo de aprendizado  $j$  no período em questão. Caso contrário,  $l_j = 1$  indica que a firma faz uso desse tipo de aprendizado. Ademais, cabe ressaltar que o agente  $i$  pode utilizar nenhum aprendizado, um único aprendizado ou uma combinação de aprendizados. Exemplificando, se no período  $t$ , o  $i$ -ésimo agente apresenta o perfil de aprendizado  $L_{i,t} = (0, 0, 0, 0)$ , indica que a firma não utiliza nenhum aprendizado; se o agente  $i$  apresenta o perfil de aprendizado  $L_{i,t} = (0, 0, 1, 0)$ , indica que adota o aprendizado 2 (*learning by doing*); e, por fim, se a empresa  $i$  mostra o perfil de aprendizado  $L_{i,t} = (0, 1, 0, 1)$ , significa que adota o aprendizado 1 (*learning by search*) e 3 (*learning in advanced S&T*).

4 Com base na taxonomia empregada em Bittencourt (2012), assume-se que a cada período as firmas inseridas em dado contexto estratégico (uma economia ou um subconjunto próprio de seus setores) poderá utilizar quatro tipos de aprendizados: a) *learning by search*: aprendizado que se relaciona às atividades internas de pesquisa em P&D; a empresa aumenta seu estoque de conhecimento do tipo *know why* ao utilizar esse tipo de conhecimento; cabe destacar que *learning by search* é um conhecimento codificado; b) *learning by doing and using*: aprendizado que está relacionado às habilidades e ao conhecimento *know how*; é um conhecimento adquirido na prática, assim é um conhecimento tácito; c) *learning in advanced S&T*: aprendizado externo à firma, e sua aquisição pode se dar através da interação das empresas com as instituições de ciências e tecnologia avançada (universidades e institutos de pesquisa); é um conhecimento codificado; d) *learning by external sources*: aprendizado externo à firma; as atividades inovativas a esse aprendizado são aquisição externa de conhecimentos e aquisição de *software*; é um conhecimento tácito.

Dado que cada perfil de aprendizado é uma sequência de dígitos 0 e 1, cada perfil corresponde a um número binário. Como há por hipótese quatro tipos de aprendizado, cada firma poderá escolher um entre  $2^4 = 16$  perfis de aprendizado possíveis em todo período de tempo. Logo, podemos associar um número de base decimal a cada um dos 16 perfis de aprendizado. Por exemplo, o perfil (0, 1, 0, 1) corresponderá ao número inteiro  $5 = 0 * 2^3 + 1 * 2^2 + 0 * 2^1 + 1 * 2^0$ . Por sua vez, o perfil de aprendizado (0, 0, 0, 0), que representa o caso em que nenhum dos tipos de aprendizado é utilizado pela firma, corresponderá ao número inteiro  $0 = 0 * 2^3 + 0 * 2^2 + 0 * 2^1 + 0 * 2^0$ , enquanto o perfil de aprendizado (1, 1, 1, 1), que representa o extremo oposto, corresponderá ao número inteiro  $15 = 1 * 2^3 + 1 * 2^2 + 1 * 2^1 + 1 * 2^0$ . Portanto, quanto maior o número inteiro associado a um perfil de aprendizado, maior será o número de tipos de aprendizados utilizados pela firma. Generalizando, o perfil de aprendizado  $L_i(t) = (l_1, l_2, l_3, l_4)$  será identificado pelo número inteiro:

$$\sigma_i = l_1 * 2^3 + l_2 * 2^2 + l_3 * 2^1 + l_4 * 2^0 \quad (1)$$

Em suma, uma firma  $i$  ao escolher um perfil de aprendizado  $l_j$  estará escolhendo a alternativa  $\sigma_i$  do campo de escolha  $S = \{0, 1, 2, \dots, 15\}$ . Como há uma relação biunívoca entre  $l_j$  e  $\sigma_i$  daqui em diante  $\sigma_i$  refere-se tanto como estratégia quanto como perfil de aprendizado.

A cada período de tempo  $t$ , o  $i$ -ésimo agente busca escolher a estratégia que apresenta a maior utilidade entre as possíveis estratégias do campo de escolha  $S = \{0, 1, 2, \dots, 15\}$ . Seguindo-se a literatura de modelos de escolha discretas, conforme Train (2003), a escolha dos agentes apresenta um caráter probabilístico, que pode ser representada pela seguinte função utilidade aditiva:

$$U(\sigma_i) = U^d(\sigma_i) + \varepsilon(\sigma_i), \quad (2)$$

na qual  $U^d$  denota o componente determinístico da utilidade e refere-se aos atributos observáveis<sup>5</sup> e  $\varepsilon(\sigma_i)$ , refere-se ao incentivo aleatório associado às motivações não observáveis de cada agente.<sup>6</sup> Como destaca Train (2003), é o último termo que torna a decisão do  $i$ -ésimo agente um fenômeno aleatório.

Assumindo-se efeitos de vizinhança, a utilidade determinística será decomposta em: utilidade privada determinística (motivações privadas individuais) e utilidade social determinística (escolhas que esse agente espera que seus vizinhos

5 O componente  $U^d$  é comum para todos os agentes inseridos no mesmo campo de escolha.

6 Para dois agentes quaisquer  $iej$ , se  $\sigma_i = \sigma_j$ , possivelmente ter-se-á  $\varepsilon(\sigma_i) \neq \varepsilon(\sigma_j)$ .

adotarão ou a observação da decisão tomada por seus vizinhos).<sup>7</sup> Assim, a utilidade determinística é expressa por:

$$U^d(\sigma_i) = U^p(\sigma_i) + U^s(\sigma_i) \quad (3)$$

na qual  $U^p(\sigma_i)$  representa a utilidade privada determinística do  $i$ -ésimo agente e  $U^s(\sigma_i)$ , a utilidade social determinística do agente  $i$ .

Uma vez apresentado o campo de escolha e a função utilidade de cada agente, pode-se tratar da tomada de decisão em si. Assumindo-se que o  $i$ -ésimo agente é maximizador de utilidade, a decisão de qual aprendizado utilizar é feita a partir de uma comparação da utilidade obtida pela alternativa  $\sigma_i$  em relação às demais escolhas  $\sigma_i' \in \{0, 1, 2, \dots, 15\}$ . Dessa forma, caso a utilidade da estratégia  $\sigma_i'$ , (ver equação 2), o agente  $i$  escolhe  $\sigma_i'$ , caso contrário, opta por  $\sigma_i$ . Em outros termos, a alternativa será uma escolha ótima para o  $i$ -ésimo agente caso o líquido ganho da parcela observável da função utilidade relacionada a esta escolha, dado por  $U^d(\sigma_i) - U^d(\sigma_i')$ , não seja inferior aos ganhos líquidos não observáveis que o agente associa às demais escolhas  $\sigma_i' \in \{0, 1, 2, \dots, 15\}$ .

Com relação aos incentivos privados aleatórios, assume-se que são variáveis aleatórias independentes e com distribuição de probabilidades de valores extremos idênticos. Com base nessas premissas sobre as utilidades privadas aleatórias, torna-se possível expressar a propensão à escolha da heurística  $\sigma_i$  como segue:

$$Prob(\sigma_i) = \frac{1}{\sum_{\sigma_i' \in se} -\beta[U_i^d(\sigma_i) - U_i^d(\sigma_i')]} \quad (4)$$

sendo  $\beta$  o parâmetro que mede a intensidade de escolha. Como destaca Freitas (2003, p. 60), esse parâmetro possui algumas propriedades interessantes do ponto de vista populacional. Quanto menor o valor assumido pelo parâmetro  $\beta$ , *ceteris paribus*, maior será o peso dos incentivos não observáveis sobre a propensão à escolha da alternativa pelo agente, isto é, quando  $\beta \rightarrow 0$ , as escolhas tornam-se equiprováveis, independente dos valores observados das utilidades determinísticas. Em outras palavras, quando  $\beta \rightarrow 0$ , ter-se-á  $Prob(\sigma_i) = 1/16$ . Por sua vez, quando  $\beta \rightarrow \infty$ , a alternativa que apresentar maior utilidade determinística será quase certamente a escolhida. Assim, caso  $\beta$  torne-se suficientemente grande, ter-se-á caso  $U_i^d(\sigma_i) > U_i^d(\sigma_i')$ .

7 Utilidade privada determinística e utilidade social determinística serão detalhadas na sequência.

### 3.2 Especificação da Utilidade Privada Determinística

Os incentivos explícitos e de caráter privado individual, no presente contexto, estão associados à possibilidade de obter lucro ao realizar uma inovação. Dessa forma, utilizar-se-à a literatura de corrida por patentes (*patent-race*). Assim como nessa literatura, o presente estudo considera que firmas concorrem entre si em busca de inovações e estas têm maior probabilidade de ocorrer quando os gastos em investimentos (P\$D) são maiores. Segundo Tirole (1988), a literatura de corrida por patentes define o gasto da firma em inovação através da condição de arbitragem, dada por:

$$w_j \lambda V_{j+1}, \quad (5)$$

no qual  $j$  é a inovação realizada pela firma. Assim, a equação 5 estabelece que a firma invista em inovação até que o custo unitário do investimento  $w$ , comum a todas as firmas, seja igual ao valor unitário esperado da inovação,  $\lambda V_{j+1}$ , sendo  $\lambda$  uma constante paramétrica contida no intervalo  $0 < \lambda < 1$  (REINGANUM, 1989).

Como destaca Aghion *et al.* (1998), a renda oriunda da inovação,  $V_{j+1}$ , é dada por:

$$rV_{j+1} = \pi_{j+1}^p - \lambda c_{j+1} V_{j+1} \quad (6)$$

sendo  $r$  a taxa intertemporal de desconto e representada pela taxa de juros real;  $c_{j+1}$  é o montante gasto em inovação. Ao analisar essa equação, conclui-se que a renda esperada gerada pela próxima inovação,  $rV_{j+1}$ , é igual ao lucro privado determinístico  $\pi_{j+1}^p$  associado ao perfil de aprendizado  $\sigma_i$  obtido da  $(j + 1)$  inovação menos a expectativa de perda de capital, que ocorrerá se surgir uma nova inovação e esta reduza os ganhos da empresa,  $\lambda c_{j+1} V_{j+1}$ .

Assim, a renda gerada pela inovação

$$V_{j+1} = \frac{\pi_{j+1}^p (\sigma_i)}{r - \lambda c_{j+1}}, \quad (7)$$

indica que uma maior taxa de inovação do mercado está associada a uma maior probabilidade de surgir diferentes inovações, o que reduz a renda esperada da inovação presente.

Rearranjando-se a equação 7:

$$\pi_j^p (\sigma_i) = V_{j+1} (r - \lambda c_{j+1}) \quad (8)$$

e substituindo-se a equação 5 na equação 8, obtém-se o lucro da firma  $j$  em função do seu gasto unitário em inovação:

$$\pi_j^p(\sigma_j) = w_j/\lambda(r-\lambda c_{j+1}) \quad (9)$$

que está sujeita à restrição:

$$r \geq \lambda c_{j+1}. \quad (10)$$

O lucro da empresa só será positivo se a taxa de inovação,  $\lambda c_{j+1}$ , for inferior à taxa de juros real.

A hipótese  $c_{j+1} = c_j$  permite que a equação 9 seja reescrita como:

$$\pi_j^p(\sigma_j) = w_j/\lambda(r-\lambda c_j), \quad (11)$$

assim, a equação 11 indica a existência de uma relação positiva entre o gasto com inovação,  $c_j$ , e o lucro da empresa  $\pi_j$ .

Considere um mercado composto por duas firmas,  $a$  e  $b$ . Como as firmas operam em um mercado de trabalho competitivo,  $w_{1,j} = w_{2,j}$ , logo seus lucros são definidos por:

$$\pi_j^p(\sigma_1) = w_{1,j}/\lambda(r-\lambda c_{1,j}) \quad (12)$$

$$\pi_j^p(\sigma_2) = w_{2,j}/\lambda(r-\lambda c_{2,j}). \quad (13)$$

Rearranjando-se a equação 13 e substituindo-a na equação 12 obtém-se:

$$\pi_j^p(\sigma_1) = \frac{\lambda \pi_j^p(\sigma_2)}{r-\lambda c_{2,j}} (r - \lambda c_{1,j}) \quad (14)$$

Assumindo-se que a firma  $b$  será aquela que representa o gasto e o lucro médio de mercado e padronizando-se as demais firmas em relação a esta,  $\pi_{2,j}^p = 1$  e  $c_{2,j} = 1$ , o lucro da firma  $a$  passa a ser denotado por:

$$\pi_j^p(\sigma_1) = \frac{\lambda}{r-\lambda} (r - \lambda c_{1,j}) \quad (15)$$

Generalizando-se, a utilidade privada determinística da firma  $i$  é dado por:

$$\pi_j^p(\sigma_i) = \frac{\lambda}{r-\lambda} (r - \lambda c_{i,j}) \quad (16)$$

Portanto, a utilidade privada determinística de cada firma estabelece uma relação diretamente proporcional ao custo privado e inversamente proporcional à taxa de juros real,  $r$ , e ao valor esperado da inovação,  $\lambda$ . Assim, quanto maior o custo incorrido na utilização dos aprendizados, maior a chance da firma inovar e, conseqüentemente, aumentar seus lucros. Todavia, um alto valor para  $\lambda$  indica que a probabilidade da inovação ser aceita pelo mercado é alta, e isso implica que o ciclo de permanência do produto é menor e a expectativa de lucro gerada pela presente inovação se reduz.

Ademais, assume-se que a utilização dos aprendizados ( $l_1, l_2, l_3$  e  $l_4$ ) é estritamente positiva,  $c_{ij} > 0$ . Assim, o custo associado a um perfil de aprendizado qualquer é a soma dos custos dos tipos de *learning* utilizados, ou seja,  $\sum_{j=1}^4 l_j c_j$ . No entanto, como destacam Cohen e Levinthal (1989), existe uma relação entre aumento do uso de fontes internas (*learning by search*,  $l_1$ ) e o aumento da capacidade de absorver conhecimentos gerados externamente (*learning by other external sources*,  $l_4$ ) e (*learning from advanced S&T*,  $l_3$ ). Portanto, quando a firma faz uso desses aprendizados em conjunto, ocorrem ganhos de escopo, e conseqüentemente, uma redução dos custos de uso desses aprendizados. Esses efeitos podem ser formalizados com base na seguinte função de custos ajustados:

$$c_{i,j} = \frac{1}{1+l_1l_3+l_1l_4} (\sum_{j=1}^4 l_j c_j) \quad (17)$$

O cálculo do custo privado  $c_{ij}$  da  $i$ -ésima firma é dado pela equação 17. A fim de exemplificação, considere que a firma  $i$  apresenta o perfil de aprendizado  $L_{i,i} = (1, 0, 1, 1)$ , logo essa firma adota os aprendizados  $l_1, l_2$  e  $l_4$ . Dessa maneira, o custo da firma  $i$  será composto por  $c_1, c_2$  e  $c_4$  e sua função custo ajustado do perfil de aprendizado (equação 17) será igual a  $c_{i,j} = 1/(1+1*0+1*1)*(1c_1 + 1c_2 + 1c_4)$ .

### 3.3 Especificação da Utilidade Social Determinística

Como já referido, a utilidade determinística do  $i$ -ésimo agente depende da utilidade privada associada ao perfil de aprendizado escolhido e também da utilidade social, externalidades geradas pelas escolhas das demais firmas. Com a finalidade de captar as externalidades, assume-se que os agentes encontram-se inseridos numa rede regular, isto é, os vizinhos<sup>8</sup> do agente  $i$  são os mesmos ao longo de toda a simulação. Ademais, o raio de vizinhança de cada agente é dois, assim cada agente tem dois vizinhos no sentido horário e dois vizinhos no sentido anti-horário.

Nesse ambiente de interação, assume-se que há a presença de externalidades locacionais, isto é, firmas se beneficiam das externalidades positivas geradas

8 A vizinhança social do agente  $i$  pode ser definida pelo conjunto de agentes com os quais o  $i$ -ésimo agente interage e de que alguma forma influencia o seu comportamento.

por outras empresas que adotam o mesmo tipo de aprendizado. Logo, somente empresas que utilizam os aprendizados  $l_1$ ,  $l_3$  ou  $l_1$  e  $l_3$  e que também estejam próximas de firmas que desenvolvem esses aprendizados são beneficiadas. A redução dos custos externos às firmas e internos ao aglomerado produtivo, bem como a qualificação constante e ganhos de produtividade são os fatores presentes em arranjos produtivos locais que serão considerados no presente estudo.

A externalidade social gerada através da utilização dos aprendizados  $l_1$ ,  $l_3$  ou  $l_1$  e  $l_3$  é modelada conforme segue: a cada aprendizado adotado, a firma incorre no custo  $c_{ij}$  e aufero o benefício  $b_{ij}$ . Na ausência de externalidades positivas, a firma não possui nenhum incentivo para adotar  $l_3$ , pois  $c_{ij} < c_{3j}$ , devido à necessidade de participação em eventos, deslocamento, etc. A condição necessária para que a firma adote  $l_3$  é que  $b_{ij} < b_{3j}$ , o que indica que a firma obtém uma externalidade positiva ao adotar os aprendizados  $l_1$ ,  $l_3$  ou  $l_1$  e  $l_3$ .

A maneira utilizada para medir a externalidade é considerá-la como o custo incorrido pela empresa ao buscar novas tecnologias. A justificativa para isso é que nenhuma empresa vai investir para obter um retorno menor do que o custo incorrido, assim o ganho de externalidade tem que ser igual ou maior que o custo incorrido pela empresa. Dessa maneira, se a externalidade gerada for maior que o custo incorrido pela firma, esta possui incentivo a continuar investindo até que a externalidade total gerada seja igual ao custo incorrido, isto é,  $c_1 = b_1$  e  $c_3 = b_3$ .

O custo  $c_i$  é normalizado em um (1) e a externalidade gerada quando o vizinho  $k$  da firma  $j$  adota o aprendizado  $l_{ij}$  é definida por:

$$c_{ij} = \frac{c_{ik}}{c_{1k}} \tag{18}$$

A Figura 1 sintetiza as externalidades auferidas, dado o aprendizado adotado pela firma  $j$ . Conforme mostrado na figura, a externalidade auferida pela firma  $j$  é equivalente à externalidade gerada pela firma  $k$ , que pertence a sua vizinhança social. Exemplificando-se, se a firma  $k$  adota apenas  $l_1$ , a firma  $j$  ganha  $c_{1,k}$  em externalidades; se a firma  $k$  adota apenas  $l_3$ , a firma  $j$  ganha  $c_{3,k}$  em externalidades; e, por fim, se a firma  $k$  adota  $l_1$  e  $l_3$ , a firma  $j$  ganha  $c_{1,k} + c_{3,k}$  em externalidades.

Figura 1 - Matriz de externalidades

		Firma $k$			Não adota
		$l_1$	$l_3$	$l_1$ e $l_3$	
Firma $j$	$l_1$	$\bar{c}_{1,k}, \bar{c}_{1,j}$	$\bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{1,j}$	$\bar{c}_{1,k} + \bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{1,j}$	0,0
	$l_3$	$\bar{c}_{1,k}, \bar{c}_{3,j}$	$\bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{3,j}$	$\bar{c}_{1,k} + \bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{3,j}$	0,0
	$l_1$ e $l_3$	$\bar{c}_{1,k}, \bar{c}_{1,j} + \bar{c}_{3,j}$	$\bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{1,j} + \bar{c}_{3,j}$	$\bar{c}_{1,k} + \bar{c}_{3,k}, \bar{c}_{1,j} + \bar{c}_{3,j}$	0,0
Não adota		0,0	0,0	0,0	0,0

Fonte: Elaboração própria.

Com base na equação 18, a utilidade social determinística do agente  $i$  passa a ser definida por:



$$\pi_j^S(\sigma_i) = \frac{1}{1 + e^{-\theta \sum_{k=1}^n c_{1,k}}} \quad (19)$$

na qual  $\theta$  é uma constante paramétrica e  $n$  é o número de firmas vizinhas à firma  $i$ , que adotam o perfil de aprendizado  $l_1, l_3$  ou ambos. Dessa maneira, se o agente  $i$  utiliza os *learning*  $l_1, l_3$  ou  $l_1$  e  $l_3$ , irá verificar qual o aprendizado usado por seus vizinhos sociais. Caso os vizinhos adotam um dos aprendizados citados, ao  $n$  é acrescentado um, caso contrário, permanece inalterado. Em suma, o agente  $i$  só, e somente só, terá sua externalidade alterada se utiliza o perfil de aprendizado  $l_1, l_3$ , ou ambos, e as firmas vizinhas também o adotam.

Em posse dos detalhamentos das funções  $U^p(\cdot)$ , utilidade privada determinística, e  $U^s(\cdot)$ , utilidade social determinística, a equação da utilidade determinística (equação 3) pode ser reescrita por:

$$U^d(\sigma_i) = \alpha U^p(\sigma_i) + U^s(\sigma_i) \quad (20)$$

sendo  $\alpha$  o peso relativo da utilidade privada determinística. Nota-se que as equações 3 e 20 diferem-se devido à introdução da constante paramétrica  $\alpha$  que mede o peso relativo privado *vis-à-vis* os incentivos sociais. Dessa forma, um baixo (alto) valor para essa constante indica que os agentes atribuem com um menor (maior) peso relativo aos incentivos privados em relação aos incentivos sociais.

## 4 Implementação Computacional e Calibração do Modelo

O sistema econômico a ser utilizado neste estudo é formado por agentes ou firmas, e eles encontram-se inseridos em uma rede regular com lado igual a 40 ( $L = 40$ ), de tal modo que o tamanho da população é dado por  $L^2$ , ou seja, o sistema econômico é formado por 1.600 firmas. Ademais, o raio de vizinhança de cada agente é dois, assim todos os agentes possuem a informação da estratégia utilizada por dois vizinhos da direita e dois da esquerda, totalizando quatro vizinhos. Como forma de implementar o modelo proposto e descrito nas seções anteriores, utiliza-se o *software* MatLab para se realizar as simulações.

A cada período de tempo  $t$ , todos os agentes irão se deparar com o mesmo conjunto de aprendizados, denotado por  $S = \{1, 2, \dots, 16\}$ , podendo adotar um, e somente um deles, no início de cada período. Por impossibilidade do ponto de vista computacional, o número um passa a representar a situação em que o agente não utiliza nenhum aprendizado (0000), o número dois denota a situação em que o agente utiliza apenas o aprendizado um (0001), e assim sucessivamente. Portanto, o campo de escolha dos agentes é alterado de  $S = \{0, 1, \dots, 15\}$  para  $S = \{1, 2, \dots, 16\}$ . Além disso, como forma de definir as condições iniciais do modelo,

e evitando-se possíveis vieses de escolha inicial, para o período  $t = 0$  aplica-se a condição inicial de que cada perfil de aprendizado assume  $1/16$  da amostra, distribuídos aleatoriamente entre a população total de firmas (1.600 firmas). Portanto, para a condição inicial, cada perfil de aprendizado é adotado por 100 firmas.

Uma vez definido os perfis de aprendizagem inicial de cada agente, realiza-se o cálculo do custo específico de cada combinação de aprendizagem com base na equação 17. Terminada essa etapa da simulação, os agentes calculam a utilidade privada determinística com base na expressão 16. Calculada essa utilidade, o próximo passo consiste em calcular a utilidade social, dada pela equação 19.

De posse das utilidades privadas e sociais de cada agente, é possível mensurar a função utilidade determinística de todos os agentes de acordo com a equação 20. Posteriormente, toma-se a função de distribuição acumulada logística, dada pela equação 4 e, desse modo, são mensuradas as propensões à escolha para todos os agentes, não só para a estratégia adotada por cada um deles em  $t = 1$ , mas também para as demais estratégias no conjunto de escolha  $S = \{1, 2, \dots, 16\}$ .

Tendo-se em mãos as propensões à escolha do agente  $i$ , a escolha efetivamente realizada por esse agente em  $t = 1$  foi implementada computacionalmente, como segue. Depois de se calcular as respectivas propensões à escolha das 16 alternativas, um número aleatório,  $r \in [0, 1]$   $R$  é gerado a partir de uma distribuição uniforme para todos os agentes. Se  $r < Prob_1$ , o agente  $i$  adotará o aprendizado um; se  $r < (Prob_1 + Prob_2)$ , o agente  $i$  utilizará o aprendizado dois; caso  $r < (Prob_1 + Prob_2 + Prob_3)$ , o agente  $i$  adotará o aprendizado três, e, assim, sucessivamente até  $r$  ser menor que a probabilidade específica. Portanto, o agente adotará o aprendizado que tiver uma probabilidade (somatório) maior que o número  $r$ . Dessa forma, quanto maior a propensão à escolha da alternativa, maior a probabilidade desta ser escolhida.

Tão logo todos os agentes decidam qual estratégia seguir no próximo período, finaliza-se um período, e uma nova distribuição de estratégias é obtida. Todo o procedimento descrito para o período  $t = 1$  é aplicado para qualquer outro período  $t \geq 2$ .

#### 4.1 Calibragem do Modelo Computacional

Visando-se aprimorar a simulação computacional, deixando-a mais realista possível, realizou-se a calibragem do modelo. Como salienta DeJong e Dave (2011), a finalidade da calibração é encontrar o conjunto de parâmetros que ofereça o melhor grau de ajuste para as variáveis chaves do modelo proposto: os tipos de aprendizados usados pelas firmas.

No presente trabalho, toma-se como referência os dados empíricos dos tipos de aprendizados utilizados pelas firmas obtidas do IBGE, Pintec, dados anuais de

2014. Assim, com base nos dados da Pintec observados empiricamente, o uso desses quatro tipos de aprendizagem (*learning by search*, *learning by doing and using*, *learning in advanced S&T* e *learning by other external sources*) serão utilizados para calibrar o modelo proposto.

Mais precisamente, para a calibragem do modelo utiliza-se os dados da sétima tabela da Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) da Pintec 2014.<sup>9</sup> Diante desses dados, extrai-se o percentual de firmas que adotam  $l_1$  (atividades internas de pesquisa e desenvolvimento),  $l_2$  (treinamento e projetos industriais e outras produções técnicas),  $l_3$  (aquisição externa de P&D) e  $l_4$  (aquisição de outros conhecimentos técnicos, introdução das inovações tecnológicas e aquisição de *software*) empiricamente.

O critério de calibração utilizado foi minimizar a distância euclidiana entre os tipos de aprendizados utilizados pela firma, conforme a Pintec, e os dados gerados por simulação. Assim, a combinação de parâmetros tomados como referência foi escolhido como aquele que minimiza a seguinte norma:

$$\sqrt{(l_{m,1} - l_{e,1})^2 + (l_{m,2} - l_{e,2})^2 + (l_{m,3} - l_{e,3})^2 + (l_{m,4} - l_{e,4})^2}, \quad (21)$$

em que  $l_m$  é o aprendizado gerado pelo modelo,  $l_e$  é o aprendizado observado empiricamente e 1, 2, 3, 4 são os tipos de aprendizado.

Com base nesse critério, utilizou-se a função *fminsearch* do MatLab para selecionar a melhor configuração de parâmetros que minimiza a expressão 21, ou seja, que melhor se ajusta aos dados empíricos. A síntese desse teste é comparar a distância euclidiana entre as séries geradas pelo modelo computacional e os dados observados empiricamente. Assim, dada a condição inicial das variáveis, essa função de otimização seleciona aleatoriamente um conjunto de parâmetros e os confronta com os dados das séries empíricas. Dessa forma, se essa combinação de parâmetros gera uma menor distância que os parâmetros até então selecionados, então armazena esses novos parâmetros e descarta os anteriores. Se dessa nova configuração de parâmetros emerge uma distância maior que os parâmetros armazenados, essa combinação de parâmetros é descartada. Esse processo se repete até o algoritmo encontrar a configuração de parâmetros que minimiza a função objetivo com certo grau de tolerância.

Com o procedimento de calibração descrito, a combinação de parâmetros que minimiza a expressão 21 para o setor têxtil foi: *alpha* ( $\alpha$ ) = 4.12222; *beta* ( $\beta$ ) = 0.10242; *theta* ( $\theta$ ) = 3.70772; e *lambda* ( $\lambda$ ) = 0.623399. Por sua vez, a combinação de parâmetros que minimiza a expressão 21 para o setor máquinas e equipamen-

9 Disponível em: <[http://www.pintec.ibge.gov.br/index.php?option=com\\_content\\_extjs&view=article&id=17&Itemid=6](http://www.pintec.ibge.gov.br/index.php?option=com_content_extjs&view=article&id=17&Itemid=6)>.

tos foi:  $\alpha$  ( $\alpha$ ) = 0.879262;  $\beta$  ( $\beta$ ) = 3.53376;  $\theta$  ( $\theta$ ) = 2.50354; e  $\lambda$  ( $\lambda$ ) = 0.96718.

Assim posto, cabe esclarecer os parâmetros calibrados. O parâmetro  $\alpha$ , mede o peso relativo da utilidade privada, sendo que para o setor têxtil o valor foi de 4.12222 e para o setor de máquinas e equipamentos foi de 0.879262. Esse resultado sinaliza que há melhor reprodução dos dados empíricos, as firmas no setor têxtil atribuem um peso considerável à parte privada na determinação de sua utilidade. Além disso, o valor encontrado para o parâmetro  $\alpha$  ser superior no setor têxtil em comparação ao setor de máquinas e equipamentos está de acordo com o esperado. A possível explicação é que no setor de máquinas e equipamentos as firmas atribuem um peso elevado às externalidades geradas pela sua vizinhança no momento de definir a melhor estratégia. Portanto, os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*),  $l_2$  (*learning by doing and using*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) são importantes para esse setor e o conhecimento tácito é fundamental para a geração de inovações.

O parâmetro  $\beta$  mede a intensidade de escolha dos agentes, como já destacado na seção 3. Um  $\beta$  próximo de zero torna as escolhas equiprováveis, independente dos valores observados nas utilidades determinísticas. Por sua vez, um  $\beta$  distante de zero indica que a estratégia que apresentar a maior utilidade determinística será muito provavelmente a escolhida. Dessa forma, o valor de  $\beta$  calibrado no setor de máquinas e equipamentos, 3.53376, implica um peso relativamente alto atribuído aos incentivos determinísticos observáveis nas decisões das firmas, significando menor incerteza quanto ao retorno proveniente das inovações. Por sua vez, o valor encontrado para o referido parâmetro no setor têxtil, 0.10242, indica que esse setor enfrenta uma maior incerteza em relação à realização de inovações. Em suma, pode-se observar que o elevado grau de incerteza em relação aos retornos oriundos de cada tipo de aprendizado resulta em uma maior heterogeneidade entre as firmas do setor têxtil.

O parâmetro  $\theta$  mede o grau de heterogeneidade na qual as externalidades advindas das inovações realizadas pela vizinhança social influenciam nos aprendizados adotados pelas firmas. Um  $\theta$  igual a zero indica que as firmas interpretam perfeitamente os incentivos gerados pela externalidade oriunda de sua vizinhança social quando esta adota os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_3$  (*learning in advanced S&T*). Por sua vez,  $\theta \rightarrow \infty$  indica que existe um grau de incerteza elevado e que cada firma não consegue identificar corretamente as externalidades geradas pelos aprendizados adotados pela sua vizinhança, o que resulta em uma incerteza elevada no que tange a qual tipo de aprendizado adotar, gerando, assim, uma heterogeneidade elevada entre as firmas.

O valor elevado encontrado para  $\theta$ , nos dois setores, indica uma elevada limitação na capacidade de coordenação das firmas em relação à realização de

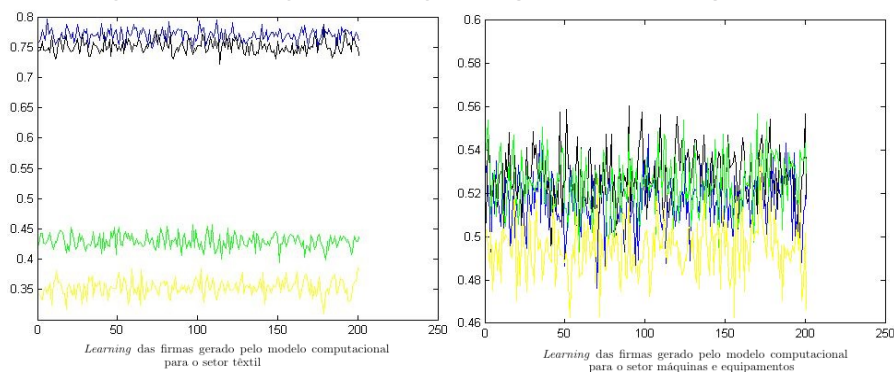
inovações. Assim, a externalidade em rede gerada pela presença de outras firmas que inovam não está sendo devidamente aproveitada. Torna-se necessário que as firmas adotem técnicas que melhorem a troca de informações e aumentem a coordenação.

O parâmetro  $\lambda$ , contido no intervalo fechado  $0 < \lambda < 1$ , capta a probabilidade esperada de uma firma ser bem-sucedida na realização de uma inovação. Quanto maior o valor de  $\theta$ , maior a probabilidade esperada de a empresa conseguir realizar a inovação. Um valor elevado para o referido parâmetro sinaliza que a incerteza em relação ao retorno do investimento em inovação será menor. Ademais, um  $\lambda$  elevado também indica que a inovação naquele setor ocorre com maior frequência e o tempo de vida do produto desenvolvido será menor.

Os valores encontrados para o parâmetro  $\lambda$  nos dois setores apontam que tanto o setor têxtil, quanto o setor de máquinas e equipamentos se caracterizam por apresentar um baixo grau de incerteza em realização às inovações. Contudo, o valor elevado encontrado na calibração para o setor de máquinas e equipamentos sinaliza que esse setor se caracteriza pela maior probabilidade de que o esforço de inovação resulte em uma inovação aceita pelo mercado. Uma possível explicação para essa ocorrência é que os custos de inovação nesse setor são bastante altos, assim uma empresa no setor de máquinas e equipamentos somente investirá em inovação se tiver uma alta probabilidade esperada de ser bem-sucedida.

Dessa forma, na Figura 2 pode-se observar o comportamento dos *learning* utilizados pelas firmas, no setor têxtil e no setor de máquinas e equipamentos, gerados pelo modelo computacional com a melhor configuração de parâmetros obtidos pela calibragem.

Figura 2 - *Learning* das firmas gerados pelo modelo computacional



Fonte: Elaboração própria.

Nota: *Learning by search* (roxo); *learning by doing and using* (preto); *learning in advanced S&T* (verde); *learning by other external sources* (amarelo).

Como expresso anteriormente, podemos constatar que os setores de máquinas e equipamentos atribuem pesos similares para os quatro tipos de *learning*, mais especificamente  $l_1$  (*learning by search*),  $l_2$  (*learning by doing and using*) e  $l_3$  (*learning in advanced S&T*), sugerindo maior capacidade de inovação e aprendizagem advindo das externalidades de rede. Todavia, no setor têxtil as firmas utilizam com maior frequência os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*).

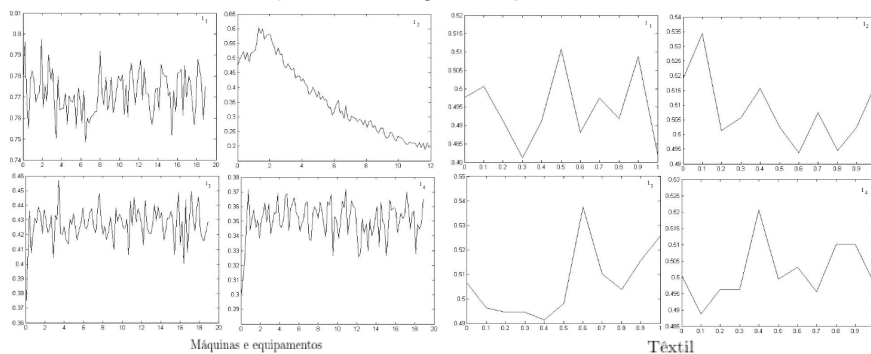
## 5 Propriedades Emergentes do Modelo Computacional Proposto

Para os próximos testes, salvo menção em contrário, assume-se os valores obtidos dos parâmetros na calibração como referência para avaliar as propriedades emergentes do modelo. Essas propriedades serão avaliadas em três testes, que têm por finalidade identificar a robustez dos padrões de aprendizagem adotados para as firmas diante de alterações no parâmetro de interesse.

### 5.1 Variações no Parâmetro $\alpha/\theta$

O primeiro teste tem por objetivo avaliar os resultados emergentes do modelo computacional quando se altera a relação entre o peso relativo da utilidade privada determinística em relação às motivações sociais. Essa relação será captada pela razão  $\alpha/\theta$ . Com a finalidade de realizar tal teste, considera-se como ponto médio do parâmetro selecionado, o seu valor calibrado. Em seguida, estabelece-se 101 valores equidistantes em torno do parâmetro selecionado, e os demais parâmetros assumirão os valores obtidos na calibração. Feito isso, para cada um desses 101 valores, foram geradas 1000 observações, e extraiu-se a média das últimas 50 observações. A Figura 3 apresenta a distribuição dos aprendizados nos setores máquinas e equipamentos e têxtil em função da razão  $\alpha/\theta$ .

Figura 3 - Variações no parâmetro  $\alpha/\theta$



Fonte: Elaboração própria.

Nota: A indicação do *learning* específico encontra-se especificada no canto direito superior de cada gráfico.

Ao se analisar a Figura 3, observa-se que a proporção de firmas que adotam  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) aumenta. Por sua vez, a proporção de firmas que adotam  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) no setor de máquinas e equipamentos diminui. Esse resultado foi ao encontro do esperado, uma vez que, ao se aumentar o peso dos atributos privados, era de se esperar que as firmas atribuíssem maior peso aos aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*), pois não dependem da interação com as outras firmas. Por sua vez, o setor têxtil mostra que o aprendizado adotado pelas firmas não varia significativamente em resposta à mudança no valor assumido por  $\alpha/\theta$ . Dessa forma, a proporção de empresas que adota o aprendizado  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) recua conforme o valor assumido por  $\alpha/\theta$  aumenta, enquanto que a proporção de empresas que adota  $l_2$  apresenta uma leve tendência de aumento. A possível explicação para essa ocorrência é que as firmas no setor têxtil são mais sensíveis aos incentivos externos. Além disso, o baixo valor encontrado para o parâmetro  $\beta$ , rejeição de racionalidade perfeita, indica que as firmas não conseguem identificar com clareza os incentivos privados.

## 5.2 Variações no Parâmetro $\beta$

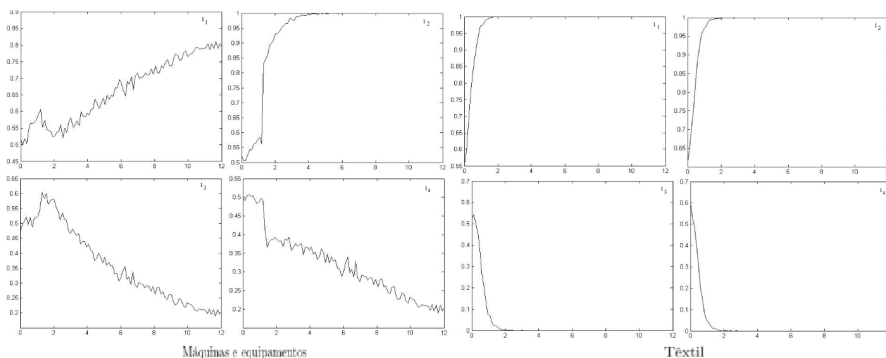
O próximo parâmetro a ser avaliado é a intensidade de escolha dos agentes,  $\beta$ . Espera-se que quando o parâmetro  $\beta$  assumir o valor zero, e todos os demais parâmetros assumirem os valores encontrados na calibração, os valores das probabilidades tornem-se iguais. Em outras palavras, quando o valor do parâmetro  $\beta$  assume o valor zero, não importando os valores dos demais parâmetros, as decisões dos agentes se tornam incertas e as frações dos agentes que utilizam os dezesseis tipos de aprendizados são iguais. Por sua vez, quando  $\beta$  assumir valores elevados, e to-



dos demais parâmetros forem iguais aos encontrados na calibração, espera-se que a alternativa que apresentar maior utilidade determinística será a escolhida pela maioria dos agentes. Como no teste anterior, foram geradas 1000 observações para os 101 valores equidistantes do parâmetro  $\beta$ , e extraiu-se a média das últimas 50 observações para cada valor.

A Figura 4 apresenta a distribuição dos aprendizados em função do parâmetro  $\beta$  para os setores máquinas e equipamentos e têxtil.

Figura 4 - Variações no parâmetro  $\beta$



Fonte: Elaboração própria.

Nota: A indicação do *learning* específico encontra-se especificada no canto direito superior de cada gráfico.

Ao se avaliar a Figura 4, observa-se que a proporção de firmas no setor de máquinas e equipamentos que adotam  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) aumenta quando o valor assumido por  $\beta$  aumenta e que a quantidade de firmas que adotam  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) diminui. Uma possível explicação para essa ocorrência é que quanto maior o valor do parâmetro  $\beta$  menor o grau de heterogeneidade em que as firmas observam os incentivos privados ou sociais. Em outros termos, quando o referido parâmetro aumenta, as firmas irão escolher os aprendizados que lhe proporcionem maior utilidade, e, para esse caso, as empresas adotam os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) com maior frequência.

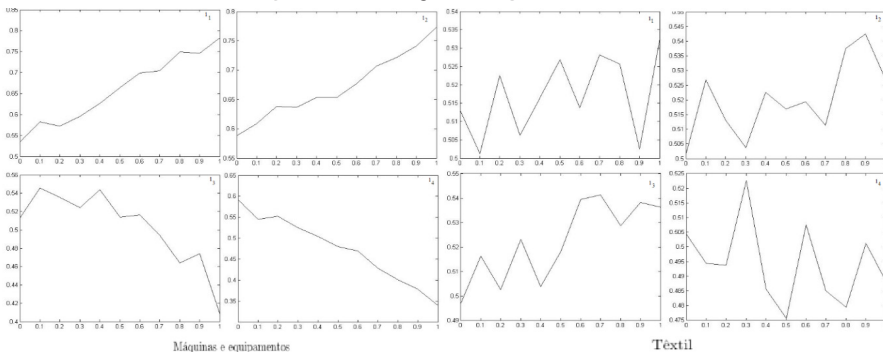
No que diz respeito ao comportamento das firmas da indústria têxtil acerca da distribuição dos aprendizados, tem-se que, quando o parâmetro  $\beta$  aumenta, constata-se que os aprendizados adotados pelas firmas variam significativamente em resposta às mudanças no valor assumido por  $\beta$ . Assim, a proporção de empresas que adotam os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) aumenta e a quantidade de empresas que adotam  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) reduz quando o valor assumido por  $\beta$  se eleva. A explicação para essa ocorrência é que o valor encontrado para o parâ-

metro  $\beta$  na calibração foi pequeno, 0.10242, assim, quando o parâmetro se eleva, as empresas passam a identificar com maior precisão os atributos, sejam privado ou social, e adotam os aprendizados que apresentam maior benefício.

### 5.3 Variações no Parâmetro $\lambda$

No modelo elaborado, o que melhor reproduziu o padrão dos dados empíricos obtidos pela calibração é quando o parâmetro  $\lambda$  apresentou o valor de 0.96718, no setor de máquinas e equipamentos, e de 0.623399 no setor têxtil. O próximo teste buscou avaliar qual é o comportamento na distribuição dos aprendizados quando o parâmetro  $\lambda$  capta a probabilidade esperada da inovação. Com a finalidade de realizar tal teste, considera-se que o referido parâmetro pode variar entre 0.049 (maior que a taxa de juros real para o ano de 2011)<sup>10</sup> e um. Posteriormente, foram gerados 101 pontos equidistantes nesse intervalo para o parâmetro selecionado, e para cada ponto foram geradas 1000 observações, das quais se retirou a média das últimas 50 observações. A Figura 5 apresenta a distribuição dos aprendizados em função do parâmetro  $\lambda$  para os setores de máquina e equipamentos e têxtil.

Figura 5 - Variações no parâmetro  $\lambda$



Fonte: Elaboração própria.

Assim, a Figura 5 mostra que a proporção de firmas no setor de máquinas e equipamentos que adotam  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) aumenta e a quantidade de firmas que adotam os aprendizados  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) se reduz quando o valor de  $\lambda$  se eleva. Lembrando-se que o parâmetro refere-se à probabilidade da inovação ser aceita no mercado, e também ao ciclo de vida do produto, espera-se que quando esse parâmetro se eleva, as empresas passem a adotar os aprendizados

<sup>10</sup> Como visto na seção 3, o parâmetro  $\lambda$  ser maior que a taxa de juros real é condição necessária para a validação do modelo.

internos  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_3$  (*learning in advanced S&T*), pois respondem com maior rapidez aos estímulos do mercado. A redução nos aprendizados externos  $l_2$  (*learning by doing and using*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*) ocorre porque não dependem da própria firma, mas sim da coordenação entre elas, o que aumenta o tempo necessário para implementação da inovação.

Por sua vez, a Figura 5 indica que no setor têxtil o aprendizado adotado não varia significativamente em resposta às mudanças no valor assumido por  $\lambda$ . A proporção de empresas que adotam os aprendizados  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) apresentam uma tendência de aumento conforme o valor assumido por  $\lambda$  aumenta, enquanto que a proporção de empresas que adotam  $l_4$  (*learning by other external sources*) apresenta uma leve tendência de queda. Novamente, o baixo valor encontrado para o parâmetro  $\beta$ , ausência de racionalidade, é o responsável por essa heterogeneidade.

## 6 Considerações Finais

O modelo computacional desenvolvido considera que as firmas possuem duas fontes diferentes para inovar: incentivos internos e externos à firma. Nesses termos, o modelo *patent race* é utilizado para identificar os incentivos internos à firma. Esse modelo considera que as firmas investem em inovação até que o custo unitário do investimento seja igual ao valor unitário esperado da inovação, que depende da taxa de inovação do mercado ( $\lambda$ ). Por sua vez, os incentivos externos à firma se referem, basicamente, à externalidade gerada pela existência de firmas que inovam na vizinhança. O incentivo gerado é definido como o somatório das externalidades geradas por cada firma que compõe a vizinhança.

O modelo computacional calibrado encontrou um valor elevado para o parâmetro  $\beta$ , no setor têxtil, e um valor baixo para o referido parâmetro, no setor de máquinas e equipamentos, indicando que as firmas do setor têxtil atribuem um peso mais elevado aos atributos internos  $l_1$  (*learning by search*) e  $l_2$  (*learning by doing and using*) quando decidem qual aprendizado adotar. Por outro lado, as firmas do setor de máquinas e equipamentos dão um peso mais elevado às externalidades geradas pela sua vizinhança  $l_3$  (*learning in advanced S&T*) e  $l_4$  (*learning by other external sources*). Em outros termos, esse resultado evidencia que o ambiente econômico próprio do setor têxtil não é significativamente competitivo, uma vez que seu produto é praticamente homogêneo, ao passo que no setor de máquinas e equipamentos, o diferencial relacionado ao potencial ou capacidade produtiva de seu produto compele a um nível competitivo elevado, razão pela qual as externalidades relacionadas à vizinhança tenham um peso mais elevado.

Os parâmetros  $\beta$  e  $\theta$  foram incorporados ao modelo computacional para identificar o grau de heterogeneidade segundo o qual as firmas reagem aos in-

centivos internos e externos. Assim, o valor elevado encontrado para o parâmetro  $\beta$  no setor de máquinas e equipamentos indica que as firmas reagem de forma menos heterogênea aos incentivos internos à inovação. Todavia, as firmas que produzem produtos têxteis reagem com maior heterogeneidade aos incentivos internos à inovação. Além disso, o valor encontrado para o parâmetro  $\theta$ , indica que as firmas do setor de máquinas e equipamentos reagem de forma menos heterogênea aos incentivos externos à inovação, ao passo que as firmas que produzem produtos têxteis reagem com maior heterogeneidade aos incentivos externos à inovação. Nesses termos, o resultado sugere que o setor de máquinas e equipamentos detém um conhecimento acumulado e capacidade de aprendizado mais sofisticado e, portanto, capaz de capturar com maior precisão as externalidades advindas das inovações em curso e viabilizadas pela estrutura de redes baseadas na competitividade.

No que tange ao valor elevado de  $\lambda$  para o setor de máquinas e equipamentos, sugere-se que uma inovação realizada por esse setor possui maior probabilidade de ser aceita pelo mercado. O motivo para essa ocorrência é que, para ocorrer inovação nesse setor, os gastos em pesquisa e demais aprendizados é mais elevado e seus resultados em termos de produtividade para os demais setores é mais significativo que o setor têxtil. Esse resultado contribui para compreender a razão pela qual uma firma somente irá realizar inovação se a probabilidade de sucesso de seu produto no mercado for elevada.

Por fim, os testes realizados evidenciam que os aprendizados adotados pelas firmas do setor de máquinas e equipamentos é sensível ao valor assumido pelos parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\lambda$ . Por outro lado, os aprendizados adotados pelas firmas que compõem o setor têxtil são pouco sensíveis aos valores assumidos por  $\alpha$  e  $\lambda$ , apesar de possuírem uma sensibilidade elevada ao valor assumido por  $\beta$ .

## Referências

AGHION, P.; PETER, H.; BRANT-COLLETT, M.; GARCIA-PENALOSA, C. *Endogenous growth theory*. Cambridge: MIT Press, 1998.

ANAS, A. Discrete choice theory, information theory and the multinomial logit and gravity models. *Transportation Research Part B: Methodological*, New York, v. 17, n. 1, p. 13-23, 1983. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/0191-2615\(83\)90023-1](http://dx.doi.org/10.1016/0191-2615(83)90023-1)>. Acesso em: 16 nov. 2016.

ARROW, K. Economic welfare and the allocation of resources for invention. In: NELSON, R. *The rate and direction of inventive activity: economic and social factors*. Princeton: Princeton University Press, 1962.

BAGNASCO, A. Teoria del capitale sociale e political economy. *Stato e Mercato*, n. 57, p. 351-372, 1999.

BASS, F. M. A new product growth model for consumer durables. *Management Science*, Providence, v. 15, n. 5, p. 215-227, 1969. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.15.5.215>>. Acesso em: 15 dez. 2016.

BECATTINI, G. The Marshallian industrial district as a socio-economic notion. In: PIKE, F.; BECATTINI, G.; SENGENBERGER, W. (Ed.). *Industrial districts and interfirm cooperation in Italy*. Geneva: International Institute for Labour Studies, 1990.

BITTENCOURT, P. F. Padrões setoriais de aprendizagem da indústria brasileira: uma análise exploratória. *Revista Brasileira de Inovação*, Campinas, v. 11, n.1, jan./jun. 2012.

BRITTO, J. Cooperação interindustrial e redes de empresas. In: KUPFER, D.; HASENCLEVER, L. (Org.). *Economia industrial: fundamentos teóricos e práticas no Brasil*. Rio de Janeiro: Campus, 2002.

BRITTO, J. N. P. *Características estruturais e "modus-operandi" das redes de firmas em condições de diversidade tecnológica*. 1999. Tese (Doutorado em Economia) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 1999.

BROCK, W. A.; DURLAUF, S. N. Discrete choices with social interactions. *The Review of Economic Studies*, Oxford, v. 68, p. 235-260, 2001.

BRUSCO, S. The idea of the industrial district: its genesis. In: PIKE, F.; BECATTINI, G.; SENGENBERGER, W. (Ed.). *Industrial districts and interfirm cooperation in Italy*. Geneva: International Institute for Labour Studies, 1990.

CASSIOLATO, J. E.; LASTRES, H. M. M. "Local systems of innovation in the Mercosur facing the challenge of the 1990s". *Industry and Innovation*, v. 7, n. 1, p. 34-51, 2000.

CASSIOLATO, J. E.; SZAPIRO, M. Uma caracterização de arranjos produtivos locais de micro e pequenas empresas. In: LASTRES, H. M. M.; CASSIOLATO, J. E.; MACIEL, M. L. (org.). *Pequena empresa: cooperação e desenvolvimento local*. Rio de Janeiro: Relume Dumará, p. 35-50, 2003.

CIMOLI, M.; DOSI, G. Technological paradigms, patterns of learning and development. an introductory roadmap. *Journal of Evolutionary Economics*, v. 5, p. 243-268, 1995.

COELHO, A. R. A. *Modelo de escolha discreta aplicado ao perfil de aprendizado das firmas: uma abordagem neo-schupeteriana*. Florianópolis: UFSC, 2013.

COHEN, W. M.; Levinthal, D. A. *Innovation and learning: the two faces of R & D*. *The Economic Journal*, Cambridge, v. 99, n. 397, p. 569-596, 1989.

DEJONG, D. N.; DAVE, C. *Structural macroeconometrics*. Princeton: Princeton University Press, 2011.

DOSI, G. *Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change*. *Research Policy*, Amsterdam, v. 11, n.3, p. 147-162, 1982.

DOSI, G. The contribution of economic theory to the understanding of a knowledge-based economy. In: FORAY, D.; LUNDEVALL B.A. (Ed.). *Employment and growth in the knowledge-based economy*. Paris: OECD, 1996.

DUBÉ, J. P.; HITSCH, G.; JINDAL, P. *Estimating durable goods adoption decisions from stated choice data*. Chicago: University of Chicago, Working Paper, 2011.

DUBÉ, J. P.; HITSCH, G.; JINDAL, P. *The joint identification of utility and discount functions from stated choice data: an application to durable goods adoption*. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2012. (Working Paper 18393). Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3386/w18393>>. Acesso em: 18 jan. 2017.

DURLAUF, S. Statistical mechanics approaches to socioeconomic behavior. In: ARTHUR, W. B.; DURLAUF, S. N.; LANE, D. A. (Ed.). *The economy as an evolving complex system II*. Reading: Addison-Wesley, 1997.

FREEMAN C. The economics of technical change: critical survey. *Cambridge Journal of Economics*, Cambridge, v. 18, p. 463-514, 1994.

FREEMAN, C. *Technology policy and economic policy: lessons from Japan*. London: Pinter, 1987.

FREITAS, G. G. *Economia e sistemas complexos: interações sociais, dinâmicas emergentes e uma análise da difusão da internet na cidade de São Paulo*. São Paulo: USP, 2003.

JOHNSON, B.; EDWARD L.; LUNDEVALL, B. Why all this fuss about codified and tacit knowledge? *Industrial and Corporate Change*, Oxford, v. 11, n. 2, p. 245-262, 2002.

KELLER, P. F. Clusters, distritos industriais e cooperação interfirmas: uma revisão da literatura. *Economia & Gestão*, Belo Horizonte, v. 8, n. 16, p. 30-47, 2008.

KIM, W.-J.; LEE, J.-D.; KIM, T.-Y. Demand forecasting for multigenerational products combining discrete choice and dynamics of diffusion under technological trajectories. *Technological Forecasting & Social Change*, New York, v. 72, n. 7, p. 825-849, 2005.

LEE, J. et al. Forecasting future demand for large-screen television sets using conjoint analysis with diffusion model. *Technological Forecasting & Social Change*, New York, v. 73, n. 4, p. 362-376, 2006.

LEMOS, C. Inovação na era do conhecimento. In: LASTRES, H. M. M.; ALBAGLI, S. *Informação e globalização na Era do Conhecimento*. Rio de Janeiro: Campus, 1999.

LEMOS, M. B.; SANTOS, F.; CROCCO, M. Arranjos produtivos locais industriais sob ambientes periféricos: os condicionantes territoriais das externalidades restringidas e negativas. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 31., 2003. *Anais...* Porto Seguro: ANPEC, 2003.

LUNDEVALL, B. A. Innovation as an interactive process: from user-producer interaction to the national system of innovation. In: DOSI, G. et al. (Ed.). *Technical change and economic theory*. London: Pinter, p. 349-369, 1988.

LUNDVALL, B. A. *National innovation system: towards a theory of innovation and interactive learning*. London: Pinter, 1992.

LUNDVALL, B. Å.; JOHNSON, B.; ANDERSEN, E. S.; DALUM, B. National systems of production, innovation and competence building. *Research Policy*, Amsterdam, v. 31, n. 2, p. 213-231, 2002.

LUNDVALL, B.A.; JOHNSON, B. The learning economy. *Journal of Industry Studies*, v. 1, n. 2, p. 23-42, Dec. 1994.

MALERBA, F. Learning by firms and incremental technical change. *The Economic Journal*, Cambridge, v. 102, n. 413, p. 845-859, 1992.

MARSHALL, A. *Princípios de economia: tratado introdutório*. São Paulo: Abril Cultural, 1982.

MENARD, C. *L'économie des organisations*. Paris: La Découverte, 1997.

NELSON, R. R.; WINTER, S. G. *An evolutionary theory of economic change*. Cambridge: Bellknap, 1982.

NELSON, R. R.; WINTER, S. G. In search of a useful theory of innovation. In: STROETMANN, K. A. *Innovation, economic change and technology policies: roceedings of a seminar on technological innovation held in Bonn, Federal Republic of Germany, April 5 to 9, 1976* Basel: Birkhäuser, p. 215-245, 1977.

NELSON, R. R.; WINTER, S. G. *An evolutionary theory of economic change*. Cambridge: Harvard University Press, 2009.

PAVITT, K. Sectoral patterns of technical change: towards a taxonomy and a theory. *Research Policy*, Amsterdam, v. 13, n. 6, p. 343-373, 1984.

POSSAS, M. L. Economia evolucionária neo-schumpeteriana: elementos para uma integração micro-macrodinâmica. *Estudos Avançados*, São Paulo, v. 22, n. 63, p. 281-305, 2008.

POSSAS, M. L. Racionalidade e regularidades: rumo a uma integração micro-macrodinâmicas. *Economia e Sociedade*, Campinas, v. 2, n. 1, p. 59-80, 1993.

REINGANUM, J. F. The timing of innovation: research, development, and diffusion. In: SCHMALENSEE, R.; WILLIG, R. (Ed.). *Handbook of industrial organization*. Amsterdam: North-Holland, 1989.

ROSENBERG, N. Learning by using. In: ROSENBERG, N. *Inside the black box: technology and economics*. Cambridge: Cambridge University Press, p. 120-140, 1982.

ROSSI, P. H.; LIPSEY, M. W.; FREEMAN, H. E. *Evaluation: a systematic approach*. Thousand Oaks: Sage, 2003.

SIMON, H. A. Bounded rationality. In: EATWELL, J.; MILGATE, M.; NEWMAN, P. *Utility and probability*. London: Palgrave, p. 15-18, 1987.



SIMON, H. A. Rationality as process and as product of thought. *The American Economic Review*, Nashville, v. 68, n. 2, p. 1-16, 1978.

TIGRE, P. B. Inovação e teoria da firma em três paradigmas. *Revista de Economia Contemporânea*, Rio de Janeiro, n. 3, p. 67-111, jan./jun. 1998.

TIROLE, J. *The theory of industrial organization*. Cambridge: MIT, 1988.

Recebido em: 23/05/2017.

Aceito em: 08/01/2018.