

# ***Path dependence e lock-in regional – uma análise utilizando autocitações***<sup>1</sup>

Beatriz Pereira de Almeida<sup>2</sup>  
Eduardo Gonçalves<sup>3</sup>  
Raquel Coelho Reis<sup>4</sup>

**Resumo:** Os dados de citações de patentes têm sido utilizados para rastrear o fluxo de conhecimento entre firmas e regiões. No entanto, as autocitações são excluídas dos estudos por não representarem transbordamentos. Este artigo propõe o uso das autocitações como indicadores de *path-dependence* e *lock-in*, tendo em vista que revelam a acumulação regional de conhecimento em determinadas áreas tecnológicas. Os resultados indicam que regiões que realizam proporcionalmente mais autocitações não são economicamente dinâmicas, possuem menos trabalhadores qualificados e geram patentes de menor qualidade em termos de impacto inovativo.

**Palavras-chave:** path-dependence; lock-in; autocitações.

**Abstract:** Patent citation data has been used to track the flow of knowledge among firms and regions. However, self-citations are excluded from studies because they do not represent spillovers. This paper proposes the use of self-citations as indicators of path-dependence and lock-in, since they reveal the regional accumulation of knowledge in certain technological areas. The results indicate that regions that made proportionately more self-citations are not economically dynamic, have fewer skilled workers and generate lower quality patents in terms of innovative impact.

**Keywords:** path-dependence; lock-in; self-citations.

**Área temática:** 2. Teoria Econômica e Economia Aplicada

---

<sup>1</sup>Os autores agradecem o apoio financeiro da FAPEMIG, CNPq e CAPES.

<sup>2</sup> Doutoranda em Economia PPGE/UFJF.

<sup>3</sup> Professor do Programa de Pós-graduação em Economia PPGE/UFJF.

<sup>4</sup> Doutoranda em Economia PPGE/UFJF.

## 1. Introdução

As dinâmicas de *path dependence* e de *lock-in* são, segundo a visão evolucionária, importantes dimensões para a análise de diferença adaptativa de regiões (Boschma e Frenken, 2006; Boschma e Lambooy, 1999). A Nova Geografia Econômica também trata do *path dependence* como um dos equilíbrios possíveis e de resultados subótimos gerados pelo processo de *lock-in* (Boschma e Frenken, 2006). Na perspectiva evolucionária, *clusters* podem sofrer declínio econômico quando apresentam comportamento “míope”, bem como podem limitar a atividade inovativa de suas empresas, já que a capacidade de absorver transbordamentos de conhecimento externo é limitada (Boschma e Martin, 2007).

Os transbordamentos ocorrem pela imperfeita apropriabilidade do conhecimento de firmas e regiões, permitindo alavancar a inovação das regiões que os absorvem. A habilidade das firmas de identificar, assimilar e explorar o conhecimento externo, a capacidade de absorção (Cohen e Levinthal, 1989) é definida da mesma maneira para regiões (Caragliu e Nijkamp, 2008). Essa habilidade pode ser afetada pelas instituições, geografia e pelas interações entre inventores e firmas da região e fora dela (Agrawal, Cockburn e Rosell, 2009).

Além disso, as firmas e regiões têm sua capacidade de absorção determinada pelo seu acúmulo de conhecimento. Desse modo, a capacidade de inovar das regiões é diretamente afetada pela capacidade de absorção, uma vez que o processo inovativo depende do aprendizado do conhecimento interno e externo (Cohen e Levinthal, 1990). Portanto, a atividade de P&D realizada pelas firmas determina sua capacidade de absorver conhecimento tecnológico externo, além de ser um ponto de partida natural para novas pesquisas, uma vez que o processo inovativo é permeado de incertezas, e resultados de pesquisas anteriores se tornam naturalmente um ponto de referência. As firmas são, portanto, naturalmente dependentes de sua trajetória.

Em geral, as citações de patentes indicam que os inventores se utilizaram de conhecimento gerado anteriormente para a sua invenção. Esse conhecimento pode ser adquirido de firmas e instituições externas à região (inter-regionais) ou de suas próprias patentes anteriores (intrarregionais). Desse modo, a análise de dados de citações de patentes evidencia a dinâmica do conhecimento no tempo entre unidades geográficas e campos tecnológicos (Hu e Jaffe, 2001; Nagaoka, Motohashi e Goto, 2010).

As citações feitas pelo próprio inventor ou unidade econômica não constituem transbordamentos de conhecimento (Jaffe, Trajtenberg e Handerson, 1993). Mas, podem indicar que a região se apropria de seus próprios retornos de investimento em P&D e também que a unidade econômica em questão está realizando um processo de acumulação de conhecimento em uma determinada área do conhecimento ou trajetória tecnológica (Trajtenberg, Henderson e Jaffe, 1997).

Alguns autores utilizam as autocitações como forma de analisar firmas com tecnologias *path-dependent* (Kim e Song, 2007; Song, Almeida e Wu, 2003; Rosenkopf e Nerkar, 2001; Sorensen e Stuart, 2000). Medidas de alianças entre firmas também podem ser utilizadas para explorar a trajetória *path-dependent* das firmas (Kim e Song, 2007; Soyer, 2012). Já que as alianças com outras empresas tendem a amenizar o processo de *lock-in* negativo, principalmente quando essas alianças são feitas entre firmas de diferentes campos tecnológicos (Soyer, 2012).

Esse artigo propõe a utilização das autocitações de patentes como uma medida de *path dependence* e *lock-in* regional. O *path-dependence* limita a absorção de conhecimento externo da firma, reduzindo os incentivos e capacidades de buscar novos

conhecimentos que estejam distantes de sua rotina atual e que possibilitariam mais inovações (Soyer, 2012). Argumenta-se, então, que quanto maior a taxa de autocitações da região, menor é a capacidade da região de absorver conhecimento externo, o que a torna presa à sua própria trajetória em um processo com consequências negativas para o seu processo inovativo.

Setores altamente especializados, menores custos de acesso ao conhecimento devido ao contato entre pessoas ou outras forças culturais podem tornar as autocitações mais prováveis de ocorrerem. Regiões economicamente dominadas pela atividade de uma única grande empresa são também ainda mais propensas a se autocitarem. Esse pode ser um fenômeno que faz com que a “criatividade” tecnológica local seja limitada, de modo que os benefícios do conhecimento externo não são aproveitados, o que afeta negativamente a produtividade e crescimento econômico dessas localidades (Agrawal, Cockburn e Rosell, 2009).

## 2. Referencial teórico

O processo de difusão do conhecimento é, em grande parte, responsável pelo crescimento econômico das regiões (Grossman e Helpman, 1991; Lucas Jr., 1988; Romer, 1990). O processo inovativo das regiões depende da capacidade dessas regiões de explorarem seu conhecimento interno e o conhecimento disponível externamente (Tavassoli e Carbonara, 2014).

A capacidade de identificar, assimilar e explorar conhecimento externo é chamada de capacidade de absorção (Cohen e Levinthal, 1989). Apesar de o termo ter surgido no contexto microeconômico, pode ser adaptado para outras instituições, como países e regiões (Caragliu e Nijkamp, 2008).

O conceito de capacidade de absorção sugere que a capacidade da firma em assimilar novos conhecimentos tecnológicos depende da sua atividade passada em P&D. Sob as condições de incerteza do processo inovativo, os resultados de pesquisas anteriores são, naturalmente, os pontos de partida para novas pesquisas, de modo que as empresas estão sujeitas ao *path-dependence*.

Adquirir novos conhecimentos via mercado pode ser difícil, de modo que as firmas buscam adquirir conhecimento via colaborações com outras firmas, universidades e institutos de pesquisa que já possuem o conhecimento desejado. Essas interações tornam mais fácil e rápido o acesso ao conhecimento (Scherngell, 2013). As estruturas de network que se estabelecem entre as firmas e outras instituições locais e globais, são, portanto, determinantes de como o conhecimento se difunde no espaço geográfico e do porque algumas firmas ou regiões se beneficiam mais que outras dessas relações para a geração de inovação.

A literatura da geografia econômica trata especialmente dos benefícios da existência de clusters industriais. As ligações promovidas por essas aglomerações industriais regionais podem, no entanto, se tornar rígidas e fazer com que as regiões fiquem presas em suas próprias rotinas.

O desempenho inovativo das regiões pode ser comprometido quando um processo de *lock-in* ocorre, uma vez que a capacidade de absorver conhecimento externo é prejudicada por esse processo.

Um processo de *lock-in* pode ser definido como uma situação em que uma tecnologia, indústria ou região ficou presa a uma trajetória tecnológica subótima do ponto de vista da eficiência. Martin e Sunley (2006) destacam que o início do processo de *lock-in* se caracteriza por retornos crescentes e externalidades positivas que dinamizam a

indústria local que se transformam numa fonte de rigidez de processos e estruturas, tornando a região menos produtiva e competitiva.

Isso ocorre pois, em geral, o crescimento regional está relacionado à expansão de determinadas indústrias que estão inter-relacionadas e se estimulam e beneficiam mutuamente. Após décadas de crescimento, muitas dessas regiões perdem dinamismo e competitividade, tornando-se sujeitas a um processo de *lock-in* negativo (Martin e Sunley, 2006).

Para Frankel (1955), à medida que uma economia se desenvolve, se desenvolvem também interconexões entre suas firmas, fábricas, redes de transporte e instituições como um todo, de modo a reforçarem a estrutura econômica existente. Ele utiliza como exemplo o desenvolvimento da indústria têxtil no Reino Unido, que foi por muitos anos o motor da industrialização pioneira do país. Como as inter-relações que se desenvolveram a partir da indústria têxtil reforçaram suas estruturas e instituições, a região se tornou vulnerável ao declínio econômico dado pela obsolescência de sua indústria.

As citações de patentes são utilizadas para medir o fluxo de conhecimento em termos geográficos e no tempo. As citações feitas em determinado campo tecnológico podem indicar um aprofundamento em determinada linha de pesquisa e também podem apontar para quais inovações influenciam mais campos tecnológicos e possuem maior impacto (Antonelli *et al.*, 2006).

As autocitações não são consideradas *spillovers* de conhecimento (Jaffe, Trajtenberg e Handerson, 1993), mas podem ser utilizadas como uma medida do quanto a firma se baseia em conhecimento previamente desenvolvido por si mesma para realizar novas descobertas – o que representa acúmulo de conhecimento (Mancusi, 2004). Mancusi (2008) analisa o impacto da capacidade de absorção regional de conhecimento externo sobre o desempenho inovativo das regiões. Utilizando dados de patentes europeias e citações para 22 indústrias e 14 países da OECD em um painel balanceado, o papel da pesquisa para reforçar as habilidades de adoção e de desenvolvimento de tecnologia foi estudado. A autora encontra que os *spillovers* internacionais contribuem para o aumento da produtividade inovativa de países mais atrasados, enquanto os países líderes tecnológicos são uma fonte, ao invés de um destino, de fluxos de conhecimento. O trabalho evidencia então que a capacidade de absorção aumenta a elasticidade da inovação de países atrasados em relação a *spillovers* internacionais, enquanto seu efeito marginal é insignificante para países que estão na fronteira tecnológica. A medida de capacidade de absorção no trabalho é diferente da adotada da maioria dos trabalhos, já que é baseada na autocitação das regiões.

No contexto de firmas, o seu acúmulo de conhecimento – medido pelo número de autocitações – é uma medida capaz de mensurar a capacidade da firma em desenvolver pesquisas e absorver conhecimento externo. No caso de regiões, Mukherji e Silberman (2013) consideram que pode haver um problema na aplicação do conceito de capacidade de absorção baseado em autocitações, já que regiões com alto percentual de autocitações seriam mais limitadas ao conhecimento externo, tendo um comportamento míope, o que não seria compatível com um alto desempenho inovador. Agrawal *et al.*, (2009) apontam o problema da miopia em relação às regiões geográficas e áreas tecnológicas a que pertencem as patentes citadas. Eles analisam cidades em que a atividade inovativas está concentrada em uma única grande firma e concluem que inventores nesses locais tendem a utilizar mais o seu próprio conhecimento prévio medido pelas autocitações. Seus resultados apontam para um possível menor impacto das inovações geradas nessas regiões que em regiões mais industrialmente diversas.

### 3. Dados e Método

As bases de dados utilizadas foram a Patent Datasets (2016) e a base de citações OECD Citations Database, que leva em consideração os depósitos de patentes PCT, que possuíam informações sobre a localização geográfica de origem do inventor, obtidas nas bases OECD REGPAT Database e OECD Triadic Patent Families. Os dados abrangem 44 países membros da OECD divididos em 645 regiões ao nível NUTS2 e TL2 e abrangem o período de 1990 a 2015. Além disso, dados da EUROSTAT Database também foram utilizados para dados socioeconômicos, geográficos e ligados à ciência e tecnologia ao nível NUTS2 de 28 países da EU e outros.

Quadro 1: Variáveis e descrição

Nome	Descrição
Share_Selfcit	Razão de autocitações das regiões;
TI	Intensidade tecnológica das regiões;
Gapcit	média de intervalo de tempo entre o depósito e a citação da patente;
Q	Qualidade das patentes da região;
O	Grau de originalidade das patentes da região;
G	Grau de generalidade das patentes da região;
GDP_pc	PIB per capita;
HS	Nível de escolaridade da mão-de-obra da região, definido como a proporção de mão-de-obra com terceiro grau;
Share_employ	Participação de pessoas empregadas na população maior de 15 anos.

As variáveis TI, G, O e Q foram construídas utilizando os dados de citações. TI é um índice de especialização das regiões em 33 subclasses tecnológicas<sup>5</sup>, calculado da seguinte forma:

$$TI_{it} = \frac{\frac{\sum_{n=1}^{33} patents_{n,it}}{\sum patents_{it}}}{\frac{\sum_{n=1}^{33} patents_{n,t}}{\sum patents_t}}$$

em que  $\sum_{n=1}^{33} patents_{n,it}$  é soma do número de patentes recebidas pela patente  $i$  no tempo  $t$  nos campos  $n$  (33 subclasses de alta tecnologia) e  $\sum patents_{it}$  o número total de patentes da região  $i$  no período  $t$ .  $\sum_{n=1}^{33} patents_{n,t}$  é a soma das patentes de alta tecnologia de todas as regiões no tempo  $t$  e  $\sum patents_t$  a soma de todas as patentes no período  $t$ .

G e O são medidas *proxy* para o quanto a região realiza inovações em áreas tecnológicas básicas. O grau de generalidade é calculado utilizando as citações para frente das patentes da região, de modo que quanto mais as patentes da região são citadas por mais áreas tecnológicas, mais básicas são as patentes. O grau de originalidade é calculado de modo semelhante à generalidade, mas utilizando as citações para trás, o que, portanto, faz com que as patentes que citaram mais campos tecnológicos são as de maior grau de originalidade. Os índices são dados por:

<sup>5</sup> computadores e equipamentos automatizados, aviação, engenharia genética, lasers, semicondutores e tecnologia de comunicação.

$$G_{it} = 1 - \sum_{n=1}^n \left( \frac{RC_{it,n}}{RC_{it}} \right)^2$$

em que  $n$  se refere às subclasses IPC das patentes,  $RC_{it,n}$  é o número de citações recebidas pela região  $i$  no tempo  $t$  a partir de patentes no campo  $n$  e  $RC_{it}$  é o número de citações totais recebidas pela patente  $i$  no período  $t$ . Para corrigir o viés de regiões que foram pouco citadas, a generalidade é estimada da seguinte forma:

$$\hat{G}_{it} = \left( \frac{RC_{it}}{RC_{it-1}} \right) G_{it}$$

De modo análogo,

$$O_{it} = 1 - \sum_n \left( \frac{MC_{in,t}}{MC_{i,t}} \right)^2$$

$$\hat{O}_{it} = \left( \frac{MC_{it}}{MC_{it-1}} \right) O_{it}$$

Em que  $MC_{in,t}$  é o número de citações feitas pela região  $i$  nas  $n$  subclasses IPC das patentes no tempo  $t$  e  $MC_{it}$  o número total de citações feitas pela região  $i$  no tempo  $t$ .

O índice de qualidade das patentes da região foi criado sob a hipótese de que regiões que geram mais transbordamentos de conhecimento, medidos pelas citações de patentes, relativamente ao número de patentes que possuem, são as que apresentam patentes de maior qualidade. Por isso, o índice nada mais é que uma razão entre o número de citações para frente das patentes da região sobre o número total de patentes.

### Método

A variável dependente do modelo é a proporção de autocitações de patentes que a região possui. Com essa variável dependente, é possível inferir a respeito dos fatores que contribuem para que a região sofra um processo de *lock-in*.

Foi utilizado um modelo de regressão de dados em painel para os anos de 2000 a 2010. A vantagem na utilização dos dados em painel está na agregação de informações de corte transversal em diversos períodos de tempo, o que confere maior grau de liberdade para análise (Hsiao, 2003). O modelo de efeitos fixos pressupõe que o intercepto das unidades individuais, as regiões, é correlacionado com as variáveis explicativas. Por outro lado, o modelo de efeitos aleatórios pressupõe que não há correlação entre as variáveis explicativas e os efeitos individuais das unidades, que seriam aleatórios (Wooldridge, 2002). O método selecionado segue o resultado do teste de *Hausman*. Outros testes são feitos para avaliar a escolha do melhor modelo.

O modelo de dados em painel estimado para o efeito *lock-in* regional é dado por:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 G_{it} + \beta_2 O_{it} + \beta_3 IT_{it} + \beta_4 Q_{it} + \beta_5 gapcit_{it} + \beta_6 KS_{it} + \beta_8 GDPpc_{it} + \beta_9 Share\_Employ_{it} + a_i + \varepsilon_{it}$$

em que o subscrito  $i$  indica a região NUTS2 e o subscrito  $t$  indica o ano da análise;  $\beta_0$  a  $\beta_9$  são os parâmetros a serem estimados;  $G_{it}, O_{it}, IT_{it}, Q_{it}, gapcit_{it}, KH_{it}, PIBpc_{it}, Share\_Employ_{it}$  são as variáveis explicativas;  $a_i$  são os efeitos individuais; e  $\varepsilon_{it}$  representa o termo de erro.

Foram estimados o modelo de dados agrupados por MQO (*Pooled*), de efeitos aleatórios e de efeitos fixos. Foram realizados os testes de *Breusch Pagan*, *Chow* e *Hausman*.

As estatísticas descritivas mostradas na Tabela 1 apontam para uma média de 10% de autocitações, com no máximo 50% das citações feitas pela região correspondendo à autocitações. Em média as patentes das regiões levam cerca de dois anos para serem

citadas, 28,08% da população possui ensino terciário, o PIB per capita médio é de \$ 30.329,85, o grau de originalidade médio das patentes é de 0,92 e generalidade de 0,32. O índice de qualidade médio é de 0,21, enquanto o índice médio de especialização em áreas de alta tecnologia é de 0,004. Além disso, em média 54,99% da população economicamente ativa está empregada nas regiões.

Tabela 1: Estatísticas descritivas

Variável	Obs	Média	DP	Mín	Máx
Proporção de autocitações (Share_Selfcit)	3003	0,107	0,085	0	0,5
Capital humano (HS)	2571	28,561	9,974	7,4	78,8
PIB per capita (GDP_PC)	2648	30329,85	14570,22	1081	172000
Proporção de empregados (Share_Employ)	2794	54,514	7,535	16,2	87,8
Grau de originalidade (O)	3003	0,921	0,199	0	2
Grau de generalidade (G)	3003	0,325	0,394	0	2
Tempo entre publicação e citação (Gapcit)	3003	2,623	1,487	0	5
Qualidade das patentes (Q)	3003	0,217	0,281	0	3,579
Grau de intensidade tecnológica (TI)	3003	0,004	0,011	0	0,158

Fonte: Elaboração própria.

#### 4. Resultados

O Quadro 2 mostra as regiões que mais se autocitam proporcionalmente no período considerado (2000-2010). Essas regiões são caracterizadas por terem indústrias tradicionais, como a indústria automobilística em Auvergne (FRA). São regiões industriais antigas, que produzem inovações pouco impactantes.

O mapa (Figura 1) também mostra as regiões que mais se autocitam – em vermelho. Se destacam regiões antes pertencentes à União Soviética, bem como antigas regiões industriais do México, Grécia, Turquia e China.

Tabela 2: Regiões com a mais alta proporção de autocitações no período 2000-2010

Cod. NUTS-2	Nome	País	Autocitações (%)
FR72	Auvergne	França	32.40%
EL43	Creta	Grécia	32.29%
HR04	Croácia Continental	Croácia	29.82%
ME22	Querétaro	México	25.00%
TR72	Sub-região de Kayseri	Turquia	25.00%
RU38	Kabardino-Balkariya	Rússia	25.00%
FR83	Corse	França	25.00%
RU68	Zabaykalsky Krai	Rússia	25.00%
CN03	Hebei	China	25.00%
BG42	Yuzhen tsentralen	Bulgária	25.00%
FI20	Åland	Finlândia	25.00%
ME08	Chihuahua	México	25.00%

RO22	Sud-Est	Romênia	25.00%
CN21	Hainan	China	25.00%
DK01	Capital (DK)	Dinamarca	24.93%
ITI1	Toscana	Itália	24.66%
NL41	North Brabant	Holanda	24.14%
HR03	Croácia Adriática	Croácia	21.67%
AT22	Styria	Áustria	21.31%
ITI3	Marche	Itália	20.86%

---

Fonte: Elaboração própria.



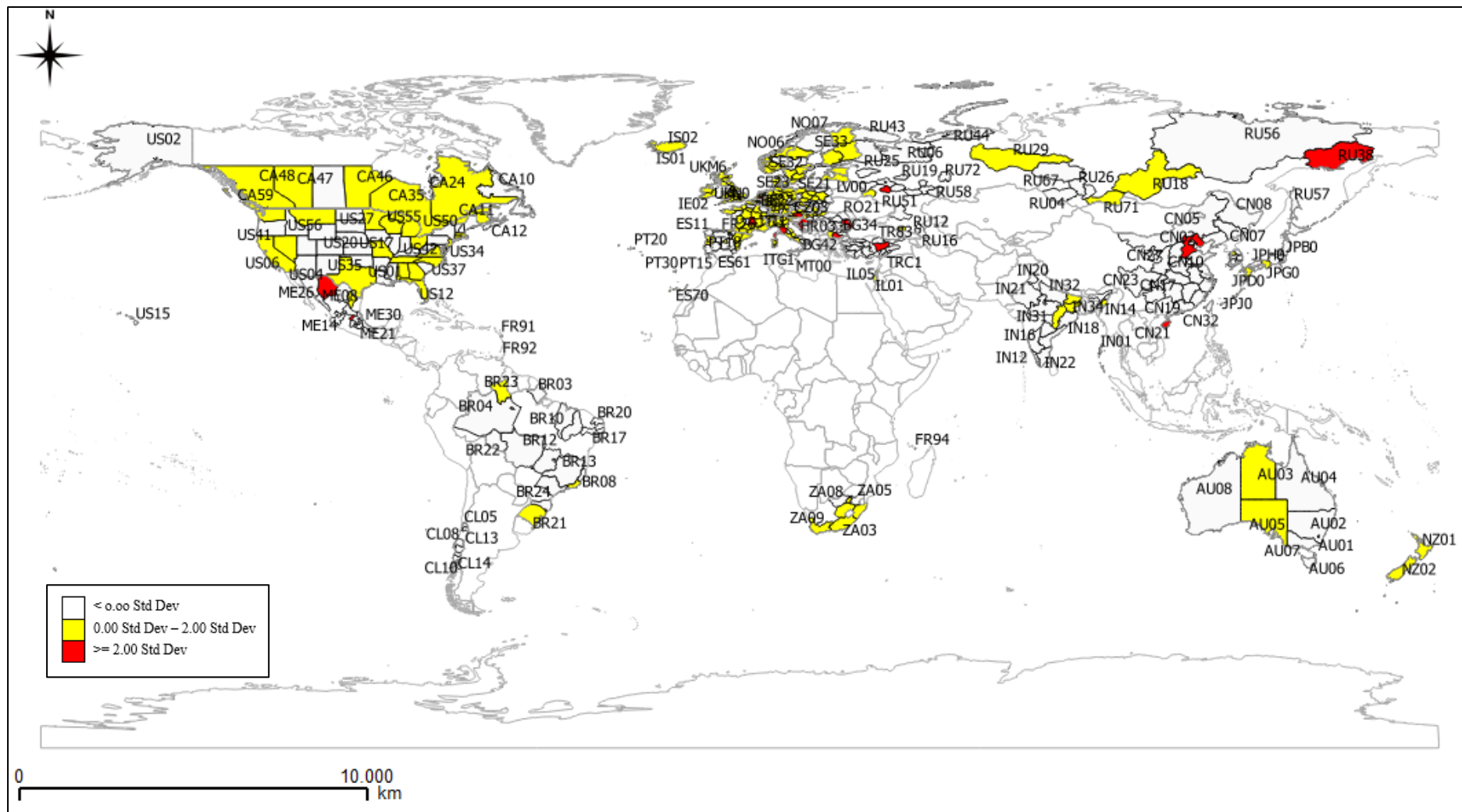


Figura 1: Mapa das regiões com maior proporção de autocitações de patentes  
 Fonte: Elaboração própria.

Os resultados das estimações são apresentados na Tabela 2, bem como os resultados dos testes de Hausman, de Chow, de heterocedasticidade de Wald e de autocorrelação de Wooldridge.<sup>6</sup> A estatística do Teste de Hausman aponta para a utilização de um modelo de efeitos fixos. Isso indica que as características próprias das regiões da análise são correlacionadas com as variáveis explicativas. Para que os resultados da estimação não sejam afetados por essa relação, um modelo de efeitos fixos em um painel balanceado foi estimado.

Os coeficientes são estatisticamente significativos para o grau de escolaridade da mão-de-obra da região, o grau de generalidade das patentes, para o nível de qualidade das patentes da região, para o gap temporal médio entre o depósito e citação das patentes, para a especialização nas 33 áreas tecnológicas do IPC e para o PIB per capita das regiões. O teste de Wald rejeita a hipótese de ausência de heterocedasticidade e o teste de autocorrelação de Wooldridge não rejeita a ausência de autocorrelação<sup>7</sup>. Optou-se então pela estimação robusta dos erros-padrão.

Tabela 3: Estimativa do modelo de regressão de dados em painel para as autocitações de patentes das NUTS-2 no período 2000-2010

Proporção de autocitações (Share_Selfcit)	(1) Pooled	(2) Efeitos aleatórios	(3) Efeitos fixos
Capital humano (HS)	-0.012*** (0.003)	-0.015*** (0.005)	-0.024* (0.012)
GDP per capita (GDP_PC)	-0.007*** (0.002)	-0.009*** (0.003)	-0.033*** (0.011)
Proporção de empregados (Share_Employ)	-0.001 (0.002)	-0.000 (0.003)	0.002 (0.008)
Grau de originalidade (O)	-0.027** (0.013)	-0.016 (0.013)	-0.008 (0.013)
Grau de generalidade (G)	0.017*** (0.005)	0.012** (0.005)	0.011** (0.005)
Tempo entre publicação e citação (Gapcit)	0.007*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.004** (0.002)
Qualidade das patentes (Q)	-0.015** (0.007)	-0.012* (0.007)	-0.011* (0.006)
Grau de intensidade tecnológica (TI)	1.149*** (0.127)	1.399*** (0.363)	1.751*** (0.307)
Cons	0.113*** (0.013)	0.108*** (0.013)	0.110*** (0.013)
Obs.	2229	2229	2229
R <sup>2</sup>	0.077	0.0269	0.034
Hausman (Chi <sup>2</sup> )	33.55***		
Teste de Chow (F)	4.28***		
Teste de Wooldridge (F)	1.868		

<sup>6</sup> Ver Tabela 4 no anexo com diferentes especificações (colunas 1 a 4) do modelo de efeitos fixos robusto.

<sup>7</sup> A Tabela 3 no anexo mostra as correlações entre as variáveis independentes e não indica a existência de vies de multicolinearidade no modelo estimado.

---

Erros-padrão entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaboração própria.

Quanto mais básico o conhecimento gerado pela região, portanto, maior a proporção de autocitações. As regiões que mais se autocitam também são mais especializadas e possuem menor PIB per capita. Além disso, quanto menor a qualidade das patentes da região e menor a escolaridade da mão-de-obra, mais autocitações elas possuem em termos proporcionais.

## 5. Interpretações e Conclusões

As regiões que se especializaram em determinadas áreas, antigas regiões industriais, são as que possuem maior propensão a terem maior proporção de autocitações.

Essas regiões produzem conhecimento básico e patentes de menor qualidade, já que estão sofrendo um processo de miopia tecnológica, deixando de usar conhecimento externo mais eficiente disponível. Além disso, quanto menor a escolaridade da mão-de-obra empregada na região, maior a taxa de autocitação.

A estagnação inovativa e, conseqüentemente, de produtividade, pode levar essas regiões à estagnação econômica. São as regiões de menor PIB per capita que mais se autocitam proporcionalmente. Cabe, portanto, estudo das causas do processo de *lock-in* identificado e das possibilidades de reversão desse processo.

## Referências bibliográficas

- AGRAWAL, A. K.; COCKBURN, I. M.; ROSELL, C. Not Invented Here? Innovation in Company Towns. **National Bureau of Economic Research**, 2009.
- BOSCHMA, R. A.; FRENKEN, K. **Why is economic geography not an evolutionary science? Towards an evolutionary economic geography** *Journal of Economic Geography*, 2006.
- BOSCHMA, R.; LAMBOOY, J. Why do old industrial regions decline ? An exploration of potential adjustment strategies Why do old industrial regions decline ? An exploration of potential adjustment strategies. n. September, 1999.
- BOSCHMA, R.; MARTIN, R. Constructing an evolutionary economic geography. **Journal of Economic Geography**, 2007.
- CARAGLIU, A.; NIJKAMP, P. The Impact of Regional Absorptive Capacity on Spatial Knowledge Spillovers. p. 1–36, 2008.
- COHEN, W. M. ; LEVINTHAL, D. A. . Innovation and Learning: The Two Faces of R&D. **The Economic Journal**, v. 99, n. 397, p. 569–596, 1989.
- COHEN, W. M.; LEVINTHAL, D. A. Absorptive Capacity : A New Perspective on Learning and Innovation. **Administrative Science Quarterly**, v. 35, n. 1, p. 128–152, 1990.
- FRANKEL, M. American Economic Association. **The New Palgrave Dictionary of Economics**, v. 45, n. 3, p. 296–319, 1955.
- GROSSMAN, G. M.; HELPMAN, E. Quality Ladders in the Theory of Growth. **The Review of Economic Studies**, v. 58, n. 1, p. 43–61, 1991.
- HU, A. G. Z.; JAFFE, A. B. PATENT CITATIONS AND INTERNATIONAL KNOWLEDGE FLOW : n. October, 2001.
- JAFFE, A.; TRAJTENBERG, M.; HENDERSON, R. Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations Author ( s ): Adam B . Jaffe , Manuel Trajtenberg and Rebecca Henderson. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 108, n. 3, p. 577–598, 1993.
- KIM, C.; SONG, J. Creating new technology through alliances: An empirical investigation of joint patents. **Technovation**, v. 27, n. 8, p. 461–470, 2007.
- LUCAS JR., R. E. On the mechanics of economic development. **Journal of Monetary Economics**, v. 22, n. 1, p. 3–42, 1988.
- MANCUSI, M. L. International spillovers and absorptive capacity: A cross-country cross sector analysis based on European patents and citations. **Schumpeter Tagung**, n. 020, 2004.
- MARTIN, R.; SUNLEY, P. Path dependence and regional economic evolution. **Journal of Economic Geography**, v. 6, n. 4, p. 395–437, 2006.
- MUKHERJI, N.; SILBERMAN, J. Absorptive Capacity, Knowledge Flows, and Innovation in U.S. Metropolitan Areas. **Journal of Regional Science**, v. 53, n. 3, p. 392–417, 2013.
- NAGAOKA, S.; MOTOHASHI, K.; GOTO, A. **Patent statistics as an innovation indicator**. [s.l.] Elsevier B.V., 2010. v. 2
- ROMER, P. M. Endogenous technological change. **Journal of Political Economy**, v. 98, n. 5, p. 71–102, 1990.
- SCHERNGELL, T. **The Geography of Networks and R&D Collaborations**. Heidelberg: Springer, 2013.
- SONG, J.; ALMEIDA, P.; WU, G. Learning–by–Hiring: When Is Mobility More Likely to Facilitate Interfirm Knowledge Transfer? **Management Science**, v. 49, n. 4, p. 351–365, 2003.
- SOYER, A. Developing a Measurement Model for Path Dependency 1. n. November 2012, p. 1726–1730, 2012.
- TRAJTENBERG, M.; HENDERSON, R.; JAFFE, A. University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. **Economics of Innovation and New Technology**, v. 5, p. 19–50, 1997.

## Anexo

Tabela 4: Matriz de correlações

Variáveis	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
(1) Gasto em P&D pelo PIB (R&D)	1.000								
(2) Capital humano (HS)	0.410	1.000							
(3) PIB per capita (GDP_PC)	0.318	0.608	1.000						
(4) Proporção de empregados (Share_Employ)	0.015	0.091	0.149	1.000					
(5) Grau de originalidade (O)	0.015	0.043	0.058	-0.019	1.000				
(6) Grau de generalidade (G)	0.163	0.129	0.082	0.029	-0.019	1.000			
(7) Tempo entre publicação e citação (Gapcit)	0.181	0.164	0.056	-0.014	-0.046	0.420	1.000		
(8) Qualidade das patentes (Q)	0.090	0.101	0.065	0.040	0.028	0.509	0.350	1.000	
(9) Grau de intensidade tecnológica (TI)	0.255	0.199	0.179	0.029	0.004	0.124	0.127	0.011	1.000

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 5: Testes de especificação da regressão de dados em painel para as patentes das NUTS2 no período de 2000 a 2010

Proporção de autocitações (Share_Selfcit)	(1)	(2)	(3)	(4)
Gasto em P&D pelo PIB (R&D)	0.007 (0.007)		0.007 (0.007)	
Capital humano (HS)	-0.011 (0.015)	-0.024* (0.012)	-0.016 (0.015)	-0.025** (0.012)
GDP per capita (GDP_PC)	-0.033*** (0.013)	-0.033*** (0.011)	-0.032** (0.014)	-0.037*** (0.012)
Proporção de empregados (Share_Employ)	0.012 (0.010)	0.002 (0.008)		
Grau de originalidade (O)	0.011 (0.015)	-0.008 (0.013)	0.014 (0.016)	-0.004 (0.014)
Grau de generalidade (G)	0.007 (0.006)	0.011** (0.005)	0.007 (0.006)	0.011** (0.005)
Tempo entre publicação e citação (Gapcit)	0.004* (0.002)	0.004** (0.002)	0.003* (0.002)	0.004** (0.002)
Qualidade das patentes (Q)	-0.011 (0.008)	-0.011* (0.006)	-0.008 (0.007)	-0.010 (0.007)
Grau de intensidade tecnológica (TI)	1.840*** (0.398)	1.751*** (0.307)	1.618*** (0.439)	1.595*** (0.342)
Cons	0.091*** (0.015)	0.110*** (0.013)	0.090*** (0.017)	0.110*** (0.014)
Obs.	1533	2229	1652	2388
R <sup>2</sup>	0.026	0.034	0.025	0.035

Erros-padrão entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaboração própria.