

O que impulsiona o agrupamento de TIC nas microrregiões brasileiras?

João Ricardo Tonin¹
Alexandre Alves Porsse²

RESUMO

As empresas de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) possuem alto potencial de elevação na produtividade em toda a economia, por meio do gerenciamento inteligente de bases de dados de informação e o compartilhamento e integração do conhecimento. Sabe-se também que os impactos na produtividade dos fatores de produção podem acelerar a concentração do setor TIC em áreas geográficas específicas. Nesse sentido, esse artigo tem como objetivo avaliar quais são os condicionantes endógenos dos centros urbanos no Brasil que foram predominantes na formação e crescimento dos clusters de TIC, nas 558 microrregiões brasileiras, no período de 2009 a 2017. Para atingir tais objetivos, o trabalho utilizou como estratégia a realização da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) a partir da estatística I de Moran e Indicador Local de Associação Espacial (LISA), e estimação dos Modelos Espaciais Autoregressivos (SAR), Espacial Durbin (SDM), Autocorrelação Espacial (SAC) e Erro Espacial (SEM), na forma de efeito fixo e aleatório. Os resultados encontrados indicam que o capital humano, a presença de economias urbanas e de aglomeração, conexões setoriais e a presença de universidades localmente, são ativos estratégicos e que impactam positivamente na formação de clusters de TIC nas microrregiões brasileiras.

Palavras-chave: Tecnologia da Informação e Comunicação, Análise de clusters, Econometria Espacial

ABSTRACT

Information and communication technology (ICT) companies have a high potential to increase productivity throughout the economy, through the intelligent management of information databases and the sharing and integration of knowledge. It is also noted that the impacts on productivity of production factors can accelerate the concentration of the ICT sector in specific geographic areas. In this context, this article aims to evaluate the endogenous conditions of urban centers in Brazil that predominate in the formation and growth of the ICT clusters, in 558 microregions in the Brazilian region, from 2009 to 2017. To achieve these objectives, the work used as a strategy the realization of the exploratory spatial data Analysis (AEDE) from the Moran's I statistic and Local indicator of Spatial Association (LISA), and estimation of the spatial models Autoregressive (SAR), Spatial Durbin (SDM), spatial autocorrelation (SAC) and spatial error (SEM), in the fixed and random effect form's. The results found indicate that human capital, the presence of urban and agglomeration economies, sectoral connections and the presence of universities locally, are strategic assets that positively impact the formation of ICT clusters in Brazilian microregions.

Key words: Information and communication technology, Cluster analysis, Space econometrics

Classificação JEL: L28, L86, R12

Área Temática: Área 7: Microeconomia e Organização Industrial

¹ Acadêmico de doutorado no Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico (PPGDE) da Universidade Federal do Paraná (UFPR) – contato: jrtonin03@gmail.com

² Professor Adjunto do Departamento de Economia e Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico (PPGDE) da Universidade Federal do Paraná (UFPR) - contato: porsse@gmail.com

1. INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como tema o estudo do setor de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) no Brasil, para o ano de 2016. Segundo o World Bank (2018) o Brasil em 2016 exportou US\$ 18,3 bilhões em serviços de TIC, sendo que esse montante representou 55,1% de todos os serviços exportados pelo país. Neste ano o setor possuía 26.451 empresas formalizadas e 492.267 funcionários. Em 2008, 80% do total de empresas do segmento se concentravam em 60 microrregiões, e 10 anos depois essa mesma participação acabou se concentrando em 54 microrregiões (RAIS, 2018).

É notável que o crescimento do setor foi acompanhado pela concentração geográfica em algumas microrregiões brasileiras. Para Belitski e Desai (2016), os clusters de TIC têm atraído muita atenção devido ao seu rápido crescimento e geração de valor para outras atividades econômicas. Além disso, analisar os clusters sob a ótica espacial e levando em consideração a dinâmica setorial é um assunto pouco abordado pela literatura. Na visão de Meliciani e Savona (2014) “[...] embora a importância da contiguidade espacial e das externalidades de urbanização tenha sido amplamente reconhecida na literatura regional, menos atenção tem sido dedicada às interdependências setoriais.”

Dada a importância do setor na geração de divisas, emprego e renda para o Brasil, o presente trabalho busca contribuir de duas formas específicas: a) Verificar a existência de efeitos de *spillover* espaciais no processo de localização das empresas TIC; b) No contexto da literatura de localização das empresas TIC, contribuir com a incorporação de componentes espaciais na abordagem empírica. Para tanto, pretende-se especificamente responder as seguintes perguntas: i) Quais são os determinantes que proporcionaram a especialização do setor TIC em algumas regiões específicas no Brasil? ii) As conexões setoriais foram determinantes na escolha do local de instalação das empresas do setor TIC? iii) As empresas TIC tendem a se concentrar mais intensivamente em locais que possuem instituições de ensino superior e elevada oferta de profissionais capacitados?

O presente estudo tem como objetivo principal avaliar quais são os condicionantes endógenos dos centros urbanos no Brasil que foram predominantes na formação e crescimento dos clusters de TIC, nas 558 microrregiões brasileiras, no período de 2009 a 2017. Como hipótese espera-se que o capital humano, as externalidades urbanas e de localização, posicionamento estratégico e *spillover* do conhecimento, sejam os fatores que proporcionam a formação dos clusters analisados.

Como estratégia metodológica serão utilizados: a análise da estatística descritiva espacial global e local (AEDE e LISA) a partir de Almeida (2012), e a estimação dos Modelos Espaciais Autoregressivos (SAR), Espacial Durbin (SDM), Autocorrelação Espacial (SAC) e Erro Espacial (SEM), na forma de efeito fixo e aleatório, conforme especificado Anselin (2006), e Belotti, Hughes e Montari (2017).

O presente trabalho está dividido em outras cinco seções, além desta introdução. Na segunda seção faz-se uma breve discussão teórica que fundamenta a pesquisa. A seção três detalha a especificação das variáveis. A seção quatro apresenta a estratégia empírica. Os resultados e discussões estão descritos na seção cinco e a última seção apresenta as considerações finais.

2. REFERENCIAL TEÓRICO E BIBLIOGRÁFICO

Este estudo tem como base a linha teórica das economias da aglomeração, que segundo Anas, Arnott e Small (1998) refere-se à presença de economias de escala quando as empresas são instaladas em áreas geográficas específicas. Para Haddad (2004), estudos que utilizam instrumentais analíticos para análise de fenômenos econômicos específicos relacionados a interações espaciais entre os agentes, fazem parte do arcabouço teórico da Nova Geografia Econômica.

As discussões sobre o impacto do vetor geográfico no desenvolvimento econômico foram iniciadas com Marshall (1920), a partir do debate sobre as economias de escala internas e externas. Na década de 1990, o tema ganhou novamente destaque com a publicação de Krugman (1991), com a introdução do termo “Nova Geografia Econômica”, ao qual sob o âmbito espacial, passa-se a discutir o impacto das variáveis custo de transporte, retornos crescentes de escala, economia da aglomeração e desaglomeração, spillover tecnológicos, etc.

Dentro deste contexto, Brakman, Garretsen e Van Marrewijk (2009), destacam que há cinco principais características da geografia econômica são normalmente encontradas em pesquisas empíricas: i) Regiões com grandes demandas atraem indústrias economicamente escaláveis, que acabam produzindo além da demanda interna e exportando o excedente para outras regiões; ii) Na presença de recursos escassos, elevação na demanda interna pode ocasionar elevação nos custos dos fatores de produção; iii) Mercados potenciais induzem influxos de fatores de produção; iv) Mudanças no ambiente econômico podem desencadear mudanças na distribuição espacial de atividades econômicas; v) redução nos custos da comercialização induzem aglomeração.

Para Quah (2001), a literatura sugere que a aglomeração geográfica surge como resultado do equilíbrio entre as forças centrípetas e centrífugas. A primeira força leva às atividades econômicas se concentrarem no espaço; a última, a sua dispersão. Neste contexto, os aglomerados geográficos surgem para equilibrar a relação entre forças centrípetas e centrífugas.

Amaral, Lemos e Chein (2010) comentam que a concentração de alguma atividade econômica em uma determinada área geográfica está atrelada a existência de alguma vantagem comparativa deste local, como vantagens em reduzir custos de produção e/ou a vantagem em aumentar seus lucros. Assim, quanto mais especializados são os bens e serviços ofertados pelo lugar central, maior a necessidade de um mercado mínimo para seu consumo, e, portanto, maior será sua força de centralidade.

Para Stam (2007), parte dessa centralidade pode ser explicada pela estratégia da firma em não abrir filiais em outros territórios na fase de crescimento e acumulação de capital. Essa decisão normalmente é tomada quando a empresa pode alcançar novos mercados sem necessariamente alterar a sua estrutura física.

Somado a isso, na visão de Meliciani e Savona (2014), a literatura teórica e empírica sugere que as economias de aglomeração estão relacionadas a externalidades de localização e urbanização, o que por sua vez favorecem a concentração de setores econômicos em áreas urbanas densas com uma forte especialização em atividades intensivas em conhecimento e altamente qualificadas, além de permitir a criação de economias de escala internas e externas, advindas da ampliação da densidade setorial.

Essa abordagem parece ser compreensível. As empresas TIC atuam setorialmente de forma transversal, devido ao elevado potencial de geração de aumentos na produtividade em toda a economia, que por sua vez são possibilitados por dois particulares spillover's: 1) vertical entre as empresas TIC e um setor produtivo que a tecnologia TIC é aplicada; 2) Impactos horizontais entre os diferentes setores que utilizam a tecnologia TIC (BIAGI, 2013).

As contribuições das tecnologias e produtos ofertados pelas empresas de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) são inúmeras. O gerenciamento inteligente de bases de dados de informação permite as empresas decisões mais eficazes, fáceis e menos onerosas de gestão, criando assim um prêmio de competitividade em relação as empresas que não utilizam (LOU e BU, 2015). Além disso, as empresas TIC possuem papel fundamental no processo compartilhamento e integração do conhecimento, pois a partir dos elementos de codificação, pesquisa e acesso, permitem que o conhecimento seja codificado em um conjunto de regras identificáveis e relações que podem ser facilmente comunicadas e compreendidas.

Esse mecanismo contribui na redução de falhas de mercado relacionadas a assimetrias de informação, e complementa positivamente o capital organizacional e humano (BIAGI, 2013), sendo

que os computadores permitem a automatização das tarefas rotineiras das empresas e aumentam a produtividade marginal dos funcionários, que por sua vez focam na realização das tarefas que exigem um conhecimento mais abstrato (FALK, HEIMISCH e WIEDERHOLD, 2016).

Os impactos na produtividade dos fatores de produção podem acelerar a concentração do setor TIC em áreas geográficas específicas. Segundo Meliciani e Savona (2014), a literatura sugere que a composição regional das economias, a natureza da demanda intermediária e as conexões intersetoriais são importantes determinantes na especialização do setor de serviços. Para os autores, as atividades de alta tecnologia tendem a se concentrar não apenas em grandes áreas metropolitanas, mas também em regiões onde a indústria e os clientes de produtos de alta tecnologia estão localizados. Sendo que, para Belitski e Desai (2016), os setores financeiros e comerciais, devido a sua demanda intermediária por produtos tecnológicos, acabam promovendo a formação de clusters de empresas TIC.

Para Navarro, Ruiz e Peña (2017) o desenvolvimento do emprego nos setores TIC influencia positivamente o desenvolvimento econômico, sendo na sua forma clássica com o crescimento do PIB, bem como mais contemporâneo, como o desenvolvimento das cidades inteligentes. No entanto, “[...] ser um grande produtor de TIC não é uma condição necessária para ser um usuário avançado de TIC” (KOSKI, ROUVINEN e YLA-ANTTILA, 2002).

Essa hipótese é corroborada pelos estudos de Maurseth e Frank (2009), o qual verificaram que a instalação de empresas TIC segue um comportamento aglomerativo, sendo que a intensidade deste efeito está correlacionada com o porte populacional de cada região, e Belitski e Desai (2016) que encontraram evidências de que a escolha do local de instalação das empresas TIC segue um caráter espacial. Na avaliação entre países, os autores verificaram que o aspecto legal e regulatório afeta a formação de clusters, e na ótica municipal, a presença de universidades, capital humano capacitado, e densidade da rede empresarial deve ser levado em consideração na análise deste tema.

Audretsch e Lehmann (2005) descobriram que universidades situadas em regiões com elevado conhecimento empregado na produção geram um elevado volume de startups de tecnologia, e Meliciani e Savona (2014) encontraram evidências de que os centros de serviços estão normalmente localizados em regiões metropolitanas com a presença de setores de alta tecnologia instalados.

As indústrias orientadas para a tecnologia e demandantes de mão de obra qualificada possuem relação estreita com as instituições de ensino superior, e tendem a se instalar próximas as mesmas e aos centros de pesquisa locais. Cabe destacar que, além da formação de profissionais, as universidades podem criar um ambiente propício ao desenvolvimento, exploração e validação de novas ideias (BELITSKI e DESAI, 2016).

Para Bramwell, Nelles e Wolfe (2008), as empresas valorizam a universidade principalmente em termos da formação da mão de obra. Todavia, há evidências de que o valor da universidade para a comunidade se estende para um importante centro de formação de habilidades, capacidade de P & D e transferência de tecnologia.

Na visão de Meliciani e Savona (2014), ativos locais como a disponibilidade de capital humano altamente qualificado e infraestruturas públicas de inovação e desenvolvimento, contribuem para a criação de um ecossistema inovador capaz de favorecer a localização de empresas de tecnologia. Sendo que, a disponibilidade de mão-de-obra altamente qualificada é de fato uma das principais razões para as empresas formarem clusters (KOSKI, ROUVINEN e YLA-ANTTILA, 2002).

Para Belitski e Desai (2016), os clusters de TIC são positivamente afetados pela presença de universidades e centros de pesquisa, o qual demonstra que os produtos ofertados pelas empresas podem estar utilizando conhecimentos gerados pelas instituições científicas.

E por fim, a instalação das empresas TIC podem estar correlacionadas com a presença de empresas tradicionais que possuem sistemas de informação internos. Essa abordagem pressupõe que os empreendedores do setor TIC podem ter desenvolvido suas habilidades trabalhando como

colaboradores de empresas tradicionais, e após encontrar oportunidades realizando suas atividades rotineiras, acabaram tomando a iniciativa de deixar a empresa e montar seu próprio negócio. Essa hipótese é inerente a teoria do spillover do conhecimento empreendedor, no qual segundo Audretsch e Keilbach (2007) as ideias e conhecimentos criados no contexto organizacional podem se tornar novas empresas, na medida em que esses conhecimentos não são comercializados se tornam base para oportunidades empreendedoras. Dessa forma, os colaboradores de porte desse conhecimento tornam as oportunidades reais em novas empresas.

Na literatura, várias pesquisas foram realizadas buscando entender quais são os vetores que explicam a formação de clusters em determinadas regiões. Ademais, Green (2000), em um estudo para a Irlanda, descobriu que a indústria de software no país está concentrada em grande parte na área de Dublin, e foi originada pela dinâmica da combinação da colaboração entre empresas, interação e rivalidade, pelo desenvolvimento e reposição constante de mão-de-obra qualificada, pelo apoio local de instituições de ensino e pesquisa e pelas estratégias nacionais e internacionais das agências de desenvolvimento.

Já Lucas, Sands e Wolfe (2009), em uma pesquisa para oito regiões no Canadá, descobriram que os clusters de TIC evoluíram de forma diferente. Para os autores, em alguns casos, como Ottawa, Quebec e Waterloo, o investimento público em pesquisa e educação forneceu a infraestrutura base para a formação dos clusters. Em outras regiões a formação esteve muito relacionada a presença e instalação de empresas estratégicas.

Particularmente no caso da cidade de Waterloo, Bramwell, Nelles e Wolfe (2008) descobriram que o desenvolvimento do setor TIC local é resultado da interação entre localização setorial, instituições e uma cultura empreendedora regional. As descobertas desse estudo indicam que há pouca interação entre as empresas em um nível de negócios entre produtores, clientes e fornecedores e muito pouca concorrência local. Em vez disso, os principais clientes, fornecedores e concorrentes são globais e as empresas precisam "competir localmente em nível global". Essa constatação vai de encontro com as evidências encontradas por Lucas, Sands e Wolfe (2009), os quais afirmam que o rápido crescimento do setor TIC no Canadá é resultado do acesso precoce e bem-sucedido ao mercado externo.

Dhewnto *et al.* (2015), em um estudo para a cidade de Bangung na Indonésia, descobriram que a formação dos clusters de startups foi causada pela relação institucional entre os empreendedores, instituições de ensino, indústria local e governo. Segundo os autores, o benefício mútuo entre as instituições possibilita a cooperação e o compartilhamento do conhecimento, projetos e recursos humanos, entre os agentes.

Para Lucas, Sands e Wolfe (2009), "Nos estudos de casos de TIC, uma mistura de empresas públicas e privadas, laboratórios públicos e públicos de pesquisa, instituições de ensino superior e pesquisa e treinamento de firmas internas contribuíram para o desenvolvimento de clusters".

Para Koski, Rouvinen e Yla-Anttila (2002), em uma análise do território europeu, concluíram que o agrupamento de empresas TIC não obedece necessariamente às fronteiras nacionais. Isto implica que o foco nas políticas nacionais é insuficiente, sendo necessário a promoção de políticas regionalizadas. Somado a isso, na visão de Bramwell, Nelles e Wolfe (2008), o mercado local do setor TIC não é grande o suficiente para sustentar as empresas, sendo necessário neste caso desenvolver e manter um foco global para sobreviver.

Já Vandaliso *et al.* (2011), em um estudo para o País Basco, uma região situada no Nordeste da Espanha, constaram que nos últimos 30 anos o crescimento do cluster de TIC foi causado pelo capital social presente no local. Para os autores, a elevada interação entre os agentes promoveu o processo de aprendizagem coletiva, de criação e difusão de conhecimento e a cooperação interempresarial em atividades de P & D, formação e internacionalização de capital humano que trouxe um fluxo de conhecimento externo para o cluster.

Para Lucas, Sands e Wolfe (2009) “A capacidade de uma empresa de construir e manter vínculos de mercado longínquos com fornecedores e clientes baseia-se, em parte, em sua capacidade de acessar conhecimento e experiência em negócios locais”.

E por fim, Vicente e Suire (2007) analisando os clusters de TIC Silicon Valley (Estados Unidos) e Silicon Sentier (Paris), por meio de uma abordagem de análise de redes, puderam constatar que o processo informacional pode emergir clusters rapidamente, mas não garante sua estabilidade. Agora, quando as conexões entre os agentes são consistentes, o cluster se tornam fortemente estáveis.

Para tanto, a partir da revisão teórica e bibliográfica supracitada, edita-se as seguintes hipóteses:

- I) **Capital humano:** Como os serviços ofertados pelas empresas TIC são intensivos em mão-de-obra, as empresas buscam se instalar em locais que possuem elevada densidade de população qualificada;
- II) **Externalidades urbanas e de localização:** As empresas TIC buscam se instalar em grandes regiões para aproveitar das economias da aglomeração;
- III) **Posicionamento estratégico:** Com base nos “linkages” setoriais, as empresas de TIC se instalam em locais próximos aos seus clientes potenciais, reduzindo os custos de transação;
- IV) **Spillover do conhecimento:** A proximidade da universidade e da cultura de pesquisa será positivamente associada ao agrupamento de empresas TIC.

Para Meliciani e Savona (2014) as contribuições resultantes das constatações das hipóteses supracitadas permitirá um sólido apoio empírico a formulação de políticas públicas regionais e de inovação, o qual são sensíveis à estrutura setorial espacial. Pois, a localização de atividades de valor agregado e intensivas em conhecimento ao se concentrarem em grandes áreas metropolitanas podem fomentar o desenvolvimento regional, e também causar externalidades negativas em áreas circunvizinhas.

3. ESPECIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS

Os dados utilizados neste estudo são baseados nos trabalhos de Belitski e Desai (2016) e Meliciani e Savona (2014), e foram extraídos da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS, 2018) do Ministério do Trabalho, do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2018A), e do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP, 2018). Possuem periodicidade anual, e foram coletados para as 558 microrregiões brasileiras, entre 2009 e 2017, somando 5.022 observações.

Para selecionar as atividades que estão inseridas na Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC), e nos setores industriais, financeiro, comercial, transporte e construção civil, foi utilizado o Sistema de Contas Nacionais (SCN) da Matriz Insumo-Produto Brasileira (IBGE, 2018B). Como os dados foram coletados na plataforma da RAIS (2018), utilizam a nomenclatura da Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE), foi realizado a conversão de SCN para CNAE, conforme manual do IBGE (2018C).

Ademais, para capturar o impacto da variação das variáveis explicativas sobre a variável independente, os dados utilizados nesse trabalho foram transformados em log, conforme verificado em Belitski e Desai (2016). Ademais, verifica-se no Quadro 1 o sumário das variáveis utilizadas no trabalho.

Quadro 1: Sumário das variáveis utilizadas no estudo

Hipótese	Variável	Fonte	Referência
Variável Dependente	Número de empresas do setor TIC por mil empresas (ETIC)	RAIS	Belitski e Desai (2016) e Meliciani e Savona (2014)
Hipótese I	Número de profissionais com ensino superior em relação a população total (CAP_H)	RAIS e IBGE	Belitski e Desai (2016) e Meliciani e Savona (2014)
Hipótese II	Número de empresas por mil habitantes (I_EMP)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
	População por km ² (D_POP)	IBGE	Meliciani e Savona (2014)
Hipótese III	Proporção da empregabilidade na indústria em relação ao emprego total (D_IND)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
	Proporção da empregabilidade do setor financeiro em relação ao emprego total (D_FIN)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
	Proporção da empregabilidade do setor comercial em relação ao emprego total (D_COM)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
	Proporção da empregabilidade do setor de transporte em relação ao emprego total (D_TNS)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
	Proporção da empregabilidade do setor da construção civil em relação ao emprego total (D_CNS)	RAIS	Belitski e Desai (2016)
Hipótese IV	Número de empresas do setor de ensino superior em relação ao número de empresas total (I_IES)	RAIS e INEP	Belitski e Desai (2016)

Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Belitski e Desai (2016) e Meliciani e Savona (2014)

Cabe lembrar que para avaliar a Hipótese II, utilizou-se como *proxy* a taxa de ensino superior da população empregada em proporção da população total, devido a sua periodicidade anual. A variável mais correta a ser utilizada seria a taxa de ensino superior da população total, mas é fornecida somente pelo Censo do IBGE, que é realizado a cada dez anos.

4. Estratégia empírica

Com base no trabalho de Meliciani e Savona (2014) para analisar a dependência espacial dos dados será realizada a análise da Estatística Descritiva de Dados Espaciais (AEDE) e o Índice Local de Dependência Espacial (LISA), e após a aplicação dessa abordagem pretende-se estimar os modelos de painel do tipo: Espacial Autoregressivo (SAR), Espacial Durbin (SDM), Autocorrelação Espacial (SAC) e Erro Espacial (SEM), na forma de efeito fixo e aleatório, conforme especificado Anselin (2006), e Belotti, Hughes e Montari (2017).

4.1 Análise da estatística descritiva espacial global e local

A Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) foi realizada conforme Almeida (2012), e consiste na avaliação da distribuição espacial das observações das variáveis de interesse. Essa técnica tem como objetivo avaliar padrões de associação (*clusters* espaciais), existência de regimes espaciais e outras formas de instabilidade da distribuição dos dados no espaço.

Inicialmente faz-se necessário definir uma matriz de pesos espaciais (W) para incluir o arranjo espacial das interações do fenômeno em estudo. Formalmente, a matriz é definida por:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } i \text{ e } j \text{ são contíguos} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (1)$$

O presente estudo utilizou a matriz de pesos espaciais do tipo “Queen”, que permite a contiguidade com todos os vizinhos que possuem relacionamento de fronteira. O próximo passo foi calcular a estatística de I de Moran global para encontrar o grau de associação linear entre os vetores das variáveis de interesse no tempo t (z_t) e a média ponderada dos valores das defasagens espaciais (Wz_t). A estatística I de Moran pode ser formalizada por:

$$I_t = \left(\frac{n}{S_0} \right) \left(\frac{z'_t W z_t}{z'_t z_t} \right) \text{ com } t = 1, \dots, n \quad (2)$$

Onde z_t é o vetor de n observações para o tempo t na forma de desvio em relação à média, W representa a matriz de contiguidade e S_0 é um escalar com valor igual a soma de todos os elementos da matriz W .

A estatística de I de Moran tem como hipótese nula a presença de aleatoriedade espacial, ou seja, não há autocorrelação espacial. Na abordagem do teste, quando o valor esperado $-\left[\frac{1}{n-1}\right]$ se difere do valor calculado, os valores da estatística I de Moran pode apresentar autocorrelação positiva (quando os valores de I de Moran são superiores ao valor esperado), e autocorrelação negativa, caso contrário.

A autocorrelação positiva na abordagem univariada revela que há similaridade entre o valor da variável de interesse em relação a sua localização espacial. Quando o valor da variável de interesse (y) é alta, a mesma apresentará vizinhos contíguos (W_y) com o mesmo comportamento. Para o caso da autocorrelação negativa, a presença de elevado atributo da variável de interesse é seguida por um baixo atributo dos vizinhos contíguos, e vice-versa.

Almeida (2012) destaca que a estatística I de Moran é uma medida global e que não é possível observar comportamentos de correlação espacial em nível local. Para isso, Anselin (1995) criou uma versão particular do I de Moran, nominado *Local Indicator of Spatial Association* (LISA). Essa versão pode ser especificada por:

$$I_{i,t} = \frac{x_{i,t} - \mu_t}{m_0} \sum_j w_{ij} (x_{i,t} - \mu_t) \quad (3)$$

Com: $m_0 = \frac{(x_{i,t} - \mu_t)^2}{n}$, sendo que $x_{i,t}$ é a observação de uma variável de interesse na região i no período t , μ_t é a média das observações entre as regiões no tempo t (lembrando que o relacionamento de i em relação a j depende da relação de contiguidade entre eles). Para Almeida (2012), a estatística LISA pode ser interpretada da seguinte forma: a) Valores positivos de $I_{i,t}$ significam que existem *clusters* espaciais com valores similares estatisticamente significativos (alto ou baixo); b) Valores negativos significam que os *clusters* possuem valores diferentes entre as regiões e vizinhos.

4.2 Modelos Espaciais

Neste trabalho foram estimados dos modelos Espacial Autoregressivo (SAR), Espacial Durbin (SDM), Autocorrelação Espacial (SAC) e Erro Espacial (SEM), na forma de efeito fixo e aleatório, conforme especificado Anselin (2006), e Belotti, Hughes e Montari (2017).

O modelo SAR pode ser especificado por:

$$y_{it} = \rho W y_{it} + X_{it} \beta + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (4)$$

O modelo assume que $\mu_i \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$ no caso de efeitos aleatórios, enquanto o μ_i é um vetor de parâmetros a serem estimados com um componente de efeito fixo. Neste caso é possível pressupor as especificações padrões de $\epsilon_{it} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$ e $E(\epsilon_{it} \epsilon_{js}) = 0$ para $i \neq j$ e $t \neq s$.

O modelo SDM corresponde a generalização do modelo SAR, com a inclusão de variáveis explicativas independentes ponderadas espacialmente.

$$y_{it} = \rho W y_{it} + X_{it} \beta + W Z_{it} \theta + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (5)$$

O modelo pode ser generalizado usando diferentes pesos espaciais para a variável dependente espacialmente defasada ($W y$) e os regressores ponderados espacialmente ($W Z$) ou usando $Z_{it} \neq X_{it}$.

Já o modelo SAC é uma combinação do modelo SAR com um componente de erro autoregressivo espacial, como segue:

$$y_{it} = \rho W y_{it} + X_{it} \beta + \mu_i + v_{it} \quad (6)$$

$$v_{it} = \lambda M v_{it} + \epsilon_{it} \quad (7)$$

Onde M é a matriz de pesos espaciais. O modelo SEM, pode ser interpretado como um caso especial do modelo SAC, pois apresenta somente um componente de autocorrelação no termo de erro, que pode ser demonstrado por:

$$y_{it} = X_{it} \beta + \mu_i + v_{it} \quad (8)$$

$$v_{it} = \lambda M v_{it} + \epsilon_{it} \quad (9)$$

Neste artigo, além das especificações de efeitos fixo e aleatório, foram estimados os modelos na forma estática e dinâmica, conforme especificação abaixo:

$$y_{it} = \tau y_{it-1} + \psi W y_{it-1} + \rho W y_{it} + X_{it} \beta + \mu_i + e_{it} \quad (10)$$

Onde a defasagem pode ser verificada na variável dependente defasada e/ou na variável dependente espacialmente defasada. Para a escolha do modelo entre efeito fixo e aleatório foi realizado o teste de Hausman, conforme Anselin (2006), e para a escolha entre os modelos SAR, SEM, SDM e SAC, o presente trabalho seguiu as orientações propostas em Golgher (2015).

5. RESULTADOS

Para entender como as variáveis do trabalho se comportaram espacialmente entre 2009 e 2017, foi realizada a avaliação da dependência espacial por meio da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), a partir da estatística I de Moran global univariada e bivariada. A análise univariada foi realizada somente para a densidade de empresas TIC (ETIC). Pela Tabela 1, pode-se perceber que o indicador apresentou autocorrelação espacial positiva, ou seja, regiões que o setor TIC é concentrado são circunvizinhadas por outras regiões com a mesma característica, e vice-versa.

Agora, analisando o Índice de Moran bivariado pela Tabela 1, entre a densidade de empresas TIC com as outras variáveis analisadas no trabalho, pode-se verificar que a intensidade empresarial (I_EMP), capital humano (CAP_H), densidade populacional (D_POP), densidade industrial (D_IND), densidade do setor de transporte (D_TNS) e densidade de empresas da construção civil (D_CNS), apresentam autocorrelação positiva, indicando que a elevada densidade de empresas TIC em uma determinada região é circunvizinhada por regiões com elevada densidade das variáveis supracitadas, e vice-versa. Essa constatação vai de encontro com as economias da densidade, onde as empresas de TIC normalmente escolhem se instalar em grandes centros urbanos.

Tabela 1: Índice de Moran univariado e bivariado

Ano	ETIC	I_EMP	CAP_H	D_POP	D_IND	D_FIN	D_COM	D_TNS	D_CNS	I_IES
2009	0,258	0,257	0,203	0,221	0,191	-0,017	-0,176	0,178	0,049	-0,014
2010	0,228	0,230	0,192	0,203	0,185	-0,001	-0,157	0,166	0,046	-0,001
2011	0,220	0,250	0,205	0,190	0,192	-0,016	-0,180	0,188	0,078	0,002
2012	0,211	0,261	0,205	0,166	0,202	-0,056	-0,193	0,198	0,090	0,009
2013	0,220	0,262	0,206	0,179	0,196	-0,058	-0,204	0,197	0,106	0,029
2014	0,231	0,272	0,213	0,184	0,217	-0,056	-0,216	0,218	0,111	0,027
2015	0,210	0,274	0,212	0,170	0,218	-0,020	-0,219	0,227	0,117	0,018
2016	0,216	0,287	0,210	0,159	0,228	-0,003	-0,235	0,237	0,102	-0,007
2017	0,202	0,264	0,192	0,152	0,238	-0,001	-0,211	0,240	0,102	-0,021

Fonte: Resultado da pesquisa

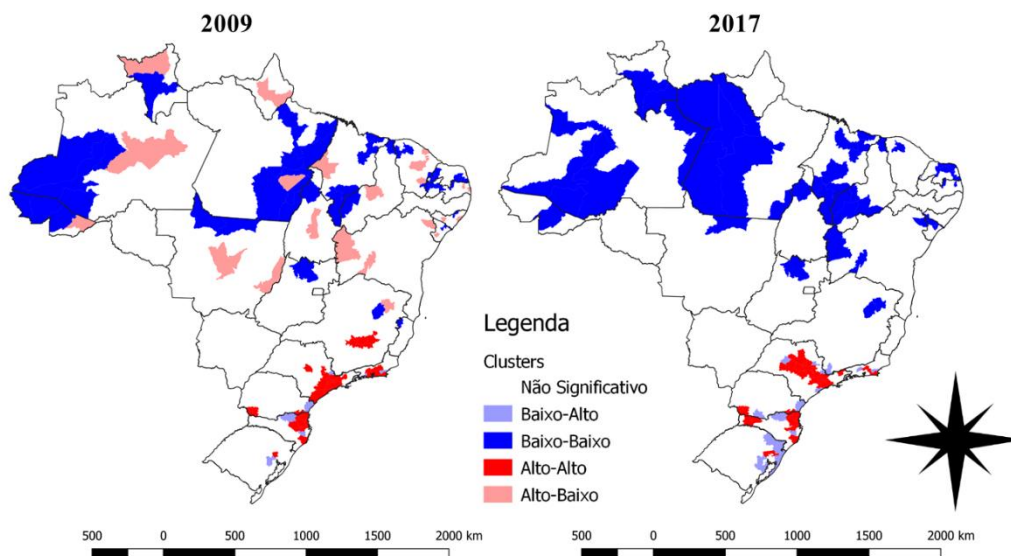
Já a variável densidade de empresas do comércio (D_COM), apresentou autocorrelação negativa com a densidade de empresas TIC (ETIC), e com tendência crescente ao longo do período analisado. Essa constatação vai de encontro com a relação centro-periferia, demonstrando que em regiões em que a densidade de empresas TIC é elevada é circunvizinhada por regiões com baixa densidade de empresas do comércio, e vice-versa. Provavelmente como o comércio e o setor TIC apresentam características similares em termos de estratégia locacional, ou seja, a decisão do local para instalação das empresas tende a ocorrer mais intensivamente nas regiões polo em detrimento das regiões periféricas.

E por fim, as variáveis densidade do setor financeiro (D_FIN) e instituições de ensino superior (I_IES) apresentaram autocorrelação negativa e muito próxima a zero com a densidade de empresas TIC, não permitindo criar conclusões precisas sobre as suas relações de dependência espacial.

Para entender melhor como os clusters de TIC estão dispostos espacialmente e evoluíram ao longo do período analisado, foi calculado o Indicador Local de Associação Espacial (LISA) na forma univariada para o ano de 2009 e 2017. Nesse contexto, atenta-se ao fato de que as regiões com elevada densidade de empresas TIC se concentram na região Sudeste e Sul do país, mas precisamente próximas às capitais dos Estados de Minas Gerais, São Paulo, Rio de Janeiro, Paraná e Santa Catarina. Somado a isso, nota-se também que as Regiões Norte e Nordeste, historicamente menos favorecidas em termos de desenvolvimento econômico, possuem baixa densidade de empresas do setor.

Cabe destacar que as relações espaciais supracitadas se intensificaram ao longo do período analisado, demonstrando que o setor TIC está cada vez mais concentrado nas principais regiões da Região Sul e Sudeste, em detrimento ao restante do país.

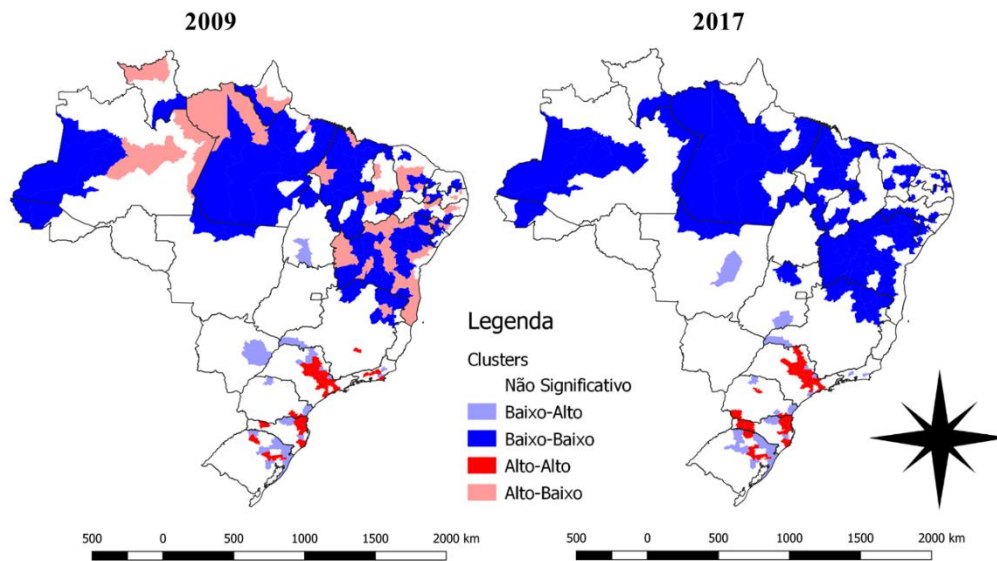
Figura 1: Mapa do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) univariado da densidade de empresas do setor TIC em 2009 e 2017.



Fonte: Resultados da pesquisa

Para analisar o comportamento dos clusters de TIC em relação a densidade de empresas, densidade populacional e capital humano, foi calculado o indicador LISA na sua forma bivariada. Ademais, analisando a Figura 2, pode-se perceber que os resultados encontrados na relação entre a densidade de empresas TIC com o capital humano são similares aos discutidos na análise univariada, demonstrando que regiões que possuem elevada densidade de empresas TIC normalmente são circunvizinhas por regiões com elevado capital humano, e vice-versa.

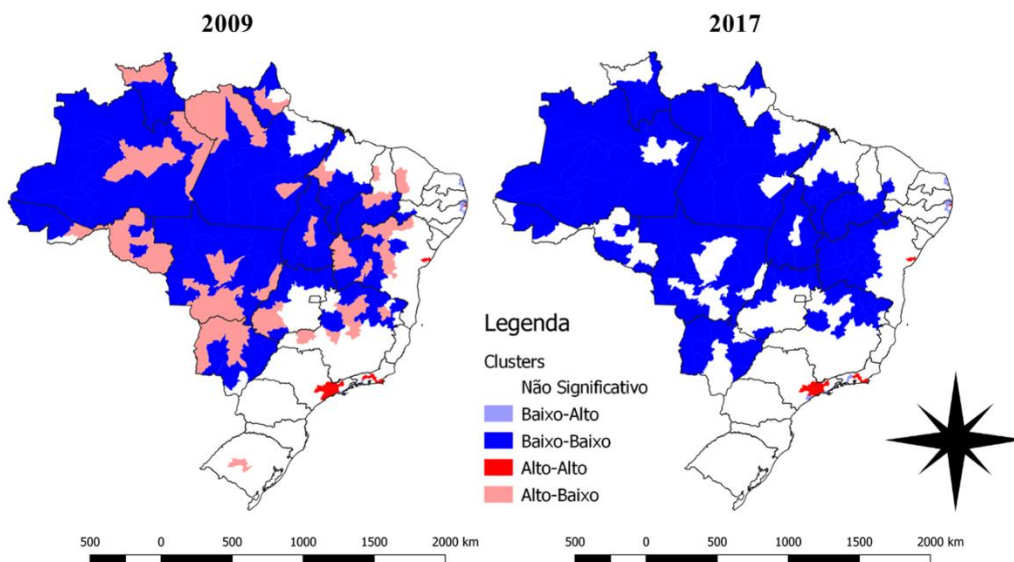
Figura 2: Mapa do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) bivariado entre a densidade de empresas do setor TIC e do capital humano, em 2009 e 2017.



Fonte: Resultados da pesquisa

Para a análise da densidade populacional (Figura 3) em relação a densidade de empresas TIC, apenas as regiões da capital São Paulo e Rio de Janeiro apresentaram clusters do formato Alto-Alto. Isso acontece devido a essas regiões serem as mais populosas do país e possuem uma diferença muito significativa em termos de densidade em relação as outras regiões.

Figura 3: Mapa do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) bivariado entre a densidade de empresas do setor TIC e a densidade populacional, em 2009 e 2017.

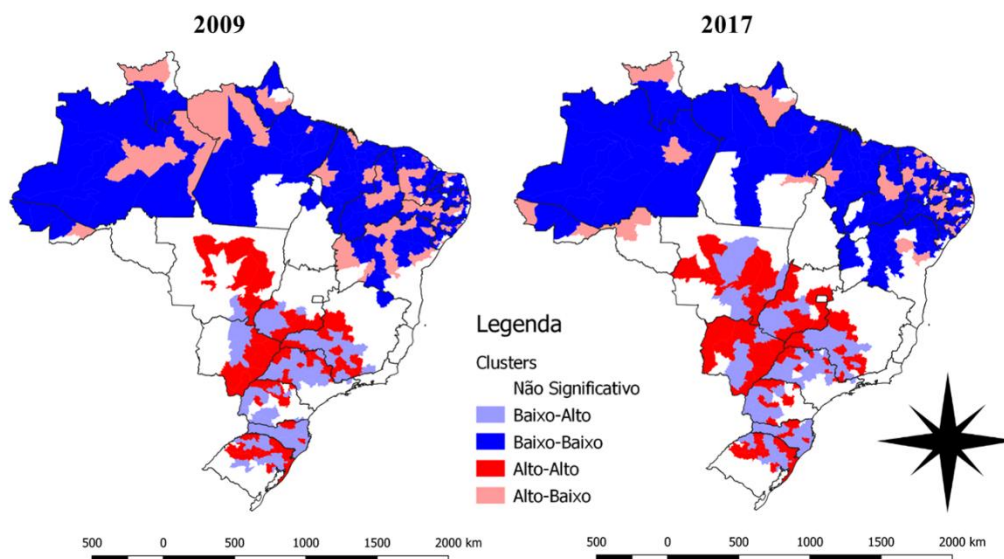


Fonte: Resultados da pesquisa

Agora, analisando os clusters da relação entre a densidade de empresas TIC com a intensidade de empresas, nota-se pela Figura 4 que a relação Alto-Alto, se estende entre a Região Centro-Oeste, Sudeste e Sul, e a relação Baixo-Baixo, nas Regiões Norte e Nordeste. A Figura 4 demonstra de forma fidedigna a heterogeneidade da distribuição da riqueza e da tecnologia no Brasil. Como as regiões

Norte e Nordeste são historicamente menos desenvolvidas, ao longo do tempo o desenvolvimento do setor TIC e das empresas acabou se intensificando nas regiões mais ricas.

Figura 4: Mapa do Indicador Local de Associação Espacial (LISA) bivariado entre a densidade de empresas do setor TIC e intensidade de empresas, em 2009 e 2017.



Fonte: Resultados da pesquisa

E por fim, para identificação dos fatores que impulsionam o desenvolvimento do setor bancário regional no Brasil, foram estimados os modelos de regressão espacial no formato OLS, SAR, SEM, SDM e SAC, com efeito fixo ou aleatório. Para o modelo espaciais de efeito fixo, levou-se em consideração a estimação de modelos estáticos com o parâmetro de efeito fixo para as regiões, tempo, para a combinação entre o tempo e as regiões, e um modelo dinâmico, considerando o efeito das variáveis defasadas no modelo.

Para identificação dos modelos mais apropriados para análise, inicialmente realizou-se o teste de Hausman para a escolha dos modelos no formato fixo e aleatório. Pela Tabela 3, pode perceber que a estatística do teste foi rejeitada a 1% de significância, demonstrando que o modelo mais adequado é de efeito fixo. Agora, para identificação de qual formato de modelo de efeito fixo se adequou melhor a análise, utilizou-se como método os critérios de seleção de Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC).

Tabela 2: Teste F e critérios de seleção identificação de modelo espacial

Estatística	SAR ou SDM?	SEM ou SDM?	SDM	SAC
Qui ²	33,610***	72,520***	-	-
AIC	-	-	6.712,949	6.861,268
BIC	-	-	6.843,380	6.939,527

Fonte: Resultados da pesquisa, método seguindo Anselin (2006) e Belotti, Hughes e Montari (2017).

E por último, para identificação do modelo espacial mais ajustado, levou-se em consideração os métodos propostos por Anselin (2006) e Belotti, Hughes e Montari (2017), o qual consiste na realização de um teste F, para testar os modelos SAR e SEM, em realização ao modelo SDM, e a estimação dos critérios de seleção para a comparação entre os modelos SDM e SAC.

Pela Tabela 2, nota-se que na comparação entre os modelos SAR e SEM, em relação ao modelo SDM, os testes F obtiveram a sua hipótese nula rejeitada a um nível de significância de 1%, ou seja, o modelo SDM foi considerado mais adequado. Agora, na comparação entre o modelo SDM e SAC, pelos critérios de seleção AIC e BIC, o modelo SDM apresentou os menores critérios de

seleção na comparação. Sendo assim, o modelo SDM, de efeito fixo no tempo, foi considerado como o modelo mais ajustado para ser utilizado na análise.

Tabela 3: Estimativa dos modelos de painel espacial de efeito fixo (tempo)

Variável	OLS	SDM	SAR	SEM	SAC
I_EMP	0,349***	0,308***	0,340***	0,356***	0,355***
CAP_H	9,746***	10,065***	10,891***	10,688***	10,766***
D_POP	0,106***	0,149***	0,092***	0,101***	0,100***
D_IND	0,704***	0,791***	0,516***	0,567***	0,548***
D_FIN	7,609***	6,751***	6,573***	7,252***	7,132***
D_COM	1,722***	1,593***	1,918***	1,913***	1,882***
D_TNS	0,412	1,759***	0,495	0,795*	0,683
D_CNS	1,237***	2,565***	1,700***	1,975***	1,704***
I_IES	0,249***	0,146***	0,223***	0,201***	0,210***
_cons	-1,354***	-	-	-	-
[W _x] I_EMP	-	0,251***	-	-	-
[W _x] CAP_H	-	0,008	-	-	-
[W _x] D_POP	-	-0,126***	-	-	-
[W _x] D_IND	-	-0,441	-	-	-
[W _x] D_FIN	-	7,614	-	-	-
[W _x] D_COM	-	1,43***	-	-	-
[W _x] D_TNS	-	-5,685***	-	-	-
[W _x] D_CNS	-	-11,066***	-	-	-
[W _x] I_IES	-	0,228**	-	-	-
ρ	-	0,16***	0,117***	0,262***	0,100*
λ	-	-	-	-	0,100
σ_ϵ^2	-	0,221***	0,222***	0,227***	0,228***
R ²	0,497	0,507	0,498	0,496	0,498
AIC	7.001,236	6.712,949	6.869,171	6.836,435	6.861,268
BIC	7.066,451	6.843,380	6.940,908	6.908,172	6.939,527
Teste de Hausman	-	112,25***	99,17***	NA ¹	NA ²

Fonte: Resultado da pesquisa, obs: *** significativo a 1%, ** significativo a 5% e * significativo a 10%; ¹ Não foi possível estimar o teste de Hausman para o modelo SEM, ² As ferramentas de estimação propostas por Belotti, Hughes e Montari (2017) não fornecem o Teste de Hausman para o modelo SAC.

Pela Tabela 3 e a partir do modelo de regressão espacial SDM, nota-se que a Hipótese I, de que o capital humano possui efeito positivo sobre a decisão das empresas TIC se instalarem em determinado local, foi confirmada, e além disso, apresentou o maior impacto entre as outras variáveis utilizadas no modelo. Esse resultado é compatível com a literatura e demonstra que a disponibilidade de capital humano capacitado é estratégica para a formação dos clusters de TIC, pois as empresas dependem quase exclusivamente de pessoas para desenvolver seus produtos, e possíveis elevações nos salários impactam diretamente a estrutura de custos e rentabilidade das mesmas.

Somado a isso, nota-se também que as empresas de TIC procuram se instalar em regiões com elevada densidade de empresas e população, validando a Hipótese II. Esse resultado foi verificado pelos coeficientes das variáveis D_EMP e D_POP, apresentados na Tabela 3. Esta constatação é condizente com Maurseth e Frank (2009), o qual afirmam que a intensidade da formação de clusters de TIC está correlacionada com o porte populacional de cada região. Cabe destacar também, que o efeito verificado na densidade de empresas é superior ao verificado na densidade populacional, demonstrando que as empresas TIC tendem a se concentrarem em locais próximos aos seus potenciais clientes.

Nesse contexto, seguindo as orientações de Meliciani e Savona (2014), que afirma que a literatura sugere que a composição regional das economias, a natureza da demanda intermediária e as conexões intersetoriais são importantes determinantes na formação de clusters setoriais, nesse

trabalho as variáveis D_IND, D_FIN, D_COM, D_TNS e D_CNS foram utilizadas para avaliar o impacto das conexões setoriais na decisão de instalação das empresas TIC (Hipótese III). Como resultado, nota-se que todos os setores tiveram impacto positivo na formação dos clusters de TIC, em destaque e por ordem de impacto, o setor financeiro, construção civil, transporte, comércio e indústria. Esse resultado vai de encontro com as evidências encontradas no trabalho de Belitski e Desai (2016), os quais descobriram que os setores financeiros e de comércio, devido a sua demanda intermediária por produtos tecnológicos, acabam promovendo a formação de clusters de empresas TIC.

E por fim, utilizando a variável I_IES, pode-se avaliar a Hipótese IV, de que a proximidade da universidade e da cultura de pesquisa será positivamente associada ao agrupamento de empresas TIC. Pela Tabela 3, nota-se que as universidades possuem um papel importante na decisão na decisão das empresas TIC se instalarem. O resultado verificado é coerente com as afirmações de Belitski e Desai (2016), de que os clusters de TIC são positivamente afetados pela presença de universidades e centros de pesquisa, e pelo conhecimento gerados pelas instituições científicas.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo faz parte do arcabouço teórico da Nova Geografia Econômica, e teve como avaliar quais são os condicionantes endógenos dos centros urbanos no Brasil que foram predominantes na formação e crescimento dos clusters de TIC, nas 558 microrregiões brasileiras, no período de 2009 a 2017. A partir das análises realizadas, pôde-se construir cinco principais contribuições para a literatura:

- i) Incorporação à literatura de localização das empresas TIC, componentes espaciais na abordagem empírica;
- ii) A disponibilidade de mão de obra capacitada em uma determinada região possui elevado impacto positivo na formação de clusters de TIC, sendo estratégico para formação de políticas públicas;
- iii) As empresas TIC costumam se instalar em regiões urbanas desenvolvidas, com elevada densidade de empresas e população;
- iv) As conexões setoriais são importantes na escolha do local de instalação das empresas TIC, sendo os setores financeiros, construção civil e transporte os mais impactantes;
- v) A proximidade com as universidades é um fator chave na criação e instalação das empresas TIC localmente, pois segundo Bramwell, Nelles e Wolfe (2008), o valor da universidade para a comunidade vai além de um centro formação de habilidades, geração de P & D e transferência de tecnologia.

A partir das constatações desse trabalho é possível desenvolver políticas públicas de incentivo ao desenvolvimento do setor TIC em regiões menos desenvolvidas no Brasil, afim de permitir que os agentes possam ampliar a sua produtividade, sua riqueza e o desenvolvimento local. Somado a isso, com sugestão para futuros trabalhos, espera-se desenvolver estudos do impacto do desenvolvimento do setor TIC no Brasil sobre o PIB, distribuição de renda e produtividade.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. *Econometria Espacial Aplicada*. Campinas, São Paulo: **Editora Alínea**, 2012.
- AMARAL, P. V.; LEMOS, M. B.; CHEIN, F. Disparidades regionais em Minas Gerais: uma aplicação regional de métodos de análise multivariada. **Análise Econômica**, 28: 54, p. 313-344, 2010.
- ANAS, A., ARNOTT, R. J., e SMALL, K. A. Urban Spatial Structure. **Journal of Economic Literature**, 1426-1464, fevereiro, 1998.

- ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association - LISA. **Geographical Analysis**, 27:2, 93-115, 1995.
- ANSELIN, L. Spatial econometrics. In: Mills T, Patterson K (eds) **Palgrave handbook of econometrics: Volume 1, econometric theory**. Palgrave Macmillan, Basingstoke. 2006.
- AUDRETSCH, D. B. e KEILBACH, M. The theory of knowledge spillover entrepreneurship. **Journal of Management Studies**, 44:7, Novembro, 2007.
- AUDRETSCH, D. B. e LEHMANN, E. E. Does the knowledge spillover theory of entrepreneurship hold for regions? **Research Policy**, 34, 1191-1202, 2005.
- BELITSKI, M. e DESAI, S. What drives ICT clustering in European cities? **J Technol Transf** 41, 430, 2016.
- BELOTTI, F.; HUGHES, G.; MORTARI, A. P. Spatial panel-data models using Stata. **Stata Journal**, 17:1, 139-180, 2017.
- BIAGI, F. ICT and productivity: A review of the literature. Institute for Prospective Technological Studies, **Digital Economy Working Paper**, 2013.
- BRAKMAN, S., GARRETSEN, H., e VAN MARREWIK, C. The New Introduction to Geographical Economics. **Cambridge: Cambridge University Press**, 2009.
- BRAMWELL, A.; NELLES, J.; WOLFE, D. A. Knowledge, Innovation and Institutions: Global and Local Dimensions of the Cluster in Waterloo, Canada. **Regional Studies**, 42:1, 101-116, 2008.
- DHEWANTO, W.; LANTU, D. C.; HERLIANA, S.; ANGGADWITA, G. The innovation cluster of ICT start-up companies in developing countries: case of Bangung, Indonesia. **Int. J. Learning and Intellectual Capital**, 12:1, 2015.
- FALK, O.; HEIMISCH, A.; e WIEDERHOLD, S. Return to ICT Skills. **CESifo Working Paper 5.720**, Munique, 2016.
- GOLGHER, A. B. Introdução à Econometria Espacial. **Paco Editorial, Jundiaí**, São Paulo, 2015.
- GREEN, R. Irish ICT Cluster. **OCDE Cluster Focus Group Workshop Utrecht**, maio, 8-9, 2000.
- HADDAD, E. A. Retornos crescentes, custos de transporte e crescimento regional. **Tese (Livro Docência em Economia)**, Universidade de São Paulo, 2004.
- IBGE. IBGE Cidades. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2018A. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/>>
- IBGE. Matriz Insumo-Produto. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 2018B. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/economicas/contas-nacionais/>>
- IBGE. Correspondências de atividades econômicas. Instituto Brasileiro de Geografia Estatística – IBGE, 2018C. Disponível em: <<https://concla.ibge.gov.br/classificacoes/correspondencias/atividades-economicas.html>>
- INEP. Microdados do Censo da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira – INEP, 2018. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/microdados>>
- KOSKI, H.; ROUVINEN, P.; YLA-ANTTILA, P. ICT clusters in Europe: The great central banana and the small Nordic potato. **Information Economics and Policy**, 14, 145-165, 2002.
- Krugman, P. R. Increasing returns and economic geography. **Journal of Political Economy**, 99, 483–499, 1991.

- LOU, Y.; BU, J. How valuable is information and communication technology? A study of emerging economy enterprises. **Journal of World Business**, 2015.
- LUCAS, M.; SANDS, A.; WOLFE, D. A. Regional Clusters in a Global Industry: ICT Clusters in Canada. **European Planning Studies**, 17:2, 189-209, 2009.
- Marshall, A. Principles of Economics. **London: Macmillan**, 8^o edição, 1920.
- MAURSETH, P. B. e FRANK, B. The German Information and Communication Technology (ICT): Spatial Growth and Innovation Patterns. **Regional Studies Journal**, 43:4, 605-624, 2009.
- MELICIANI, V. e SAVONA, M. The determinants of regional specialization in business services: agglomeration economies, vertical linkages and innovation. **Journal of Economic Geography**, 1-30, 2014.
- NAVARRO, J. L. A.; RUIZ, V. R. L.; PEÑA, D. N. The effect of ICT use and capability on knowledge-based cities. **Cities**, 60, 272-280, 2017.
- QUAH, D. ICT clusters in development: Theory and evidence. **EIB Papers, European Investment Bank (EIB)**, Luxembourg, 6:1, 85-100, 2001.
- RAIS. Relação Anual de Informações Sociais do Ministério do Trabalho e Emprego do Brasil, 2018. Disponível em: <<http://bi.mte.gov.br/bgcaged/login.php>>
- STAM, E. Why butterflies don't leave: locational behavior of entrepreneurial firms. **Economic Geography**, 83:1, 27-50, 2007.
- VALDALISO, J.; ELOLA, A.; ARANGUREN, M.; LOPEZ, S. Social capital, internationalization and absorptive capacity: The electronics and ICT cluster of the Basque Country. **Entrepreneurship & Regional Development**. 23:9-10, 707-733, 2011.
- VICENTE, J.; SUIRE, R. Informational Cascades versus Network Externalities in Locational Choice: Evidence of 'ICT Clusters' Formation and Stability. **Regional Studies**, 42:2, 173-184, 2007.
- WORLD BANK. World Bank Open Data. 2018. Disponível em: <<https://data.worldbank.org/>>