



Proximidade setorial na indústria: uma aplicação empírica das habilidades cognitivas e tecnológicas

Milene Simone Tessarin^a; Paulo César Morceiro^a; André L. S. Chagas^b; Joaquim J. M. Guilhoto^c

Resumo

Este estudo se propõe a analisar a proximidade em termos produtivos e tecnológicos existente entre setores manufatureiros oferecendo uma nova medida de proximidade cognitiva. Há três contribuições inovadoras: criou-se uma matriz de produção inédita com informações de plantas industriais multiprodutos; elaborou-se um novo índice que capta habilidades produtivas e tecnológicas relacionadas às ocupações dos trabalhadores; e empregou-se de modo inovador métodos de econometria espacial para avaliar a existência de proximidade entre setores produtivos. Empregou-se informações inéditas de uma tabulação especial da PIA - Empresa do IBGE, e da RAIS. Análises estatísticas confirmaram a existência de proximidade entre setores manufatureiros verificada através das habilidades produtivas e tecnológicas das ocupações dos trabalhadores. A rede de vizinhança mostrou-se mais densa entre setores que possuem ocupações com mesmas habilidades e também entre setores do mesmo nível tecnológico. Encontrou-se *spillovers* setoriais sobre a vizinhança na forma de efeitos marginais positivos sobre produtividade e investimento.

Palavras-chave: Proximidade setorial; base produtiva e tecnológica; habilidades dos trabalhadores.

Sectoral proximity in industry: an empirical application of cognitive and technological skills

Abstract

This study proposes analyze the proximity in productive and technological terms between manufacturing sectors offering a new measure of cognitive proximity. There are three innovative contributions: an unprecedented production matrix created with information on multiproduct plants; a new index that captures productive and technological skills related to worker's occupation; and methods of spatial econometrics were used in an innovative way to evaluate the proximity between productive sectors. Was used unpublished information from a special tabulation of PIA Empresa/IBGE, and RAIS. Statistical analyzes confirmed the existence of proximity between manufacturing sectors verified through the productive and technological skills of worker's occupations. The neighborhood network was more dense among sectors that have occupations with the same skills and also between sectors of the same technological level. Sectoral spillovers were found on the neighborhood in the form of positive marginal effects on productivity and investment.

Key-words: Sectoral proximity; productive and technological base; worker's skills.

Códigos JEL: C21; L23; J31; O33.

Área temática ABEIN: 1.1 - Dinâmicas industriais setoriais e dos sistemas de produção.

^a Doutores em Economia pela FEA-USP. Email: milene.tessarini@gmail.com. Os autores agradecem o apoio da Capes e da Fipe.

^b Professor da FEA-USP.

^c Economista da OCDE e professor da USP. O conteúdo dessa publicação expressa a visão deste autor e não necessariamente representa a visão da OCDE ou dos seus países membros.

Proximidade setorial na indústria: uma aplicação empírica das habilidades cognitivas e tecnológicas

Resumo

Este estudo se propõe a analisar a proximidade em termos produtivos e tecnológicos existente entre setores manufatureiros oferecendo uma nova medida de proximidade cognitiva. Há três contribuições inovadoras: criou-se uma matriz de produção inédita com informações de plantas industriais multiprodutos; elaborou-se um novo índice que capta habilidades produtivas e tecnológicas relacionadas às ocupações dos trabalhadores; e empregou-se de modo inovador métodos de econometria espacial para avaliar a existência de proximidade entre setores produtivos. Empregou-se informações inéditas de uma tabulação especial da PIA - Empresa do IBGE, e da RAIS. Análises estatísticas confirmaram a existência de proximidade entre setores manufatureiros verificada através das habilidades produtivas e tecnológicas das ocupações dos trabalhadores. A rede de vizinhança mostrou-se mais densa entre setores que possuem ocupações com mesmas habilidades e também entre setores do mesmo nível tecnológico. Encontrou-se *spillovers* setoriais sobre a vizinhança na forma de efeitos marginais positivos sobre produtividade e investimento.

1. Introdução¹

A proximidade é normalmente abordada em termos geográficos como uma distância cartesiana entre dois pontos. No entanto, propõe-se medi-la de forma diferente, em que o conhecimento é a métrica das distâncias. Este ponto de vista é relevante pois cada vez mais tecnologias de produção se interligam e compartilham fatores produtivos em busca de economias de escala e escopo. Junto a isso estão os efeitos dos transbordamentos – ou *spillovers* – de conhecimento e tecnologia que favorecem as condições produtivas de setores que possuem características similares a ponto de internalizar ações geradas em outros setores. Um setor próximo pode estimular o crescimento de setores vizinhos através do seu próprio crescimento, ou ao contrário, o fraco desenvolvimento tecnológico de um setor pode influenciar um gradual atraso tecnológico dos setores que estão sob sua influência.

O objetivo será avaliar a existência de uma proximidade setorial mensurada por fatores produtivos e tecnológicos na indústria de transformação brasileira. Para tanto, será proposta uma nova medida de vizinhança cognitiva, baseada na habilidade das ocupações dos trabalhadores que atuam em plantas multiprodutos. Além disso, investiga-se se essa proximidade produz efeitos que transbordam para os setores vizinhos. Pretende-se defender que a amplitude de ações ou políticas direcionadas a um setor não se limita ao seu espaço produtivo, mas também se dissipa para outros setores.

Inicialmente, os esforços serão direcionados aos conceitos a serem aplicados. Como ainda há um campo aberto sobre o tema, buscou-se oferecer uma contribuição teórica à área de proximidade cognitiva. Ateve-se assim a expor os conceitos e a medida de proximidade setorial proposta. Após as devidas reflexões, foi testada existência de uma relação de vizinhança entre as variáveis. Os resultados confirmam a existência de uma relação de proximidade entre os setores industriais baseadas em fatores produtivos e tecnológicos. Identificou-se que setores que possuem trabalhadores com habilidades produtivas e tecnológicas tendem a registrar, em sua vizinhança, setores com as mesmas características. Também foi encontrado que a vizinhança é maior entre setores do mesmo nível tecnológico. Além disso, detectou-se que setores vizinhos podem se afetar via efeitos marginais positivos sobre produtividade e investimento.

Como contribuição, este artigo apresenta dados inéditos de produção de plantas industriais multiprodutos na forma de uma matriz de produção elaborada pelo IBGE² com dados da Pesquisa Industrial Anual Empresa (PIA-Empresa) exclusivamente para este trabalho. Outra contribuição autêntica foi a elaboração de um índice que capta habilidades produtivas e tecnológicas relacionadas às ocupações dos

¹ Agradecemos os comentários recebidos no 44º Encontro Nacional de Economia (ANPEC) e dos membros do NEREUS-USP. Também agradeço ao meu supervisor do estágio sanduíche, o professor Dr. Bart Los da Universidade de Groningen na Holanda, que fez valiosas sugestões ao trabalho. Erros e imprecisões são de responsabilidade dos autores.

² Agradecemos o apoio dos técnicos do IBGE responsáveis pela Pesquisa Industrial Anual que se disponibilizaram a discutir e preparar a referida matriz.

trabalhadores. Também há uma contribuição metodológica na forma de aplicação dos modelos espaciais, que geralmente são utilizados para analisar vizinhanças geográficas e aqui eles serão aplicados à proximidade cognitiva. A vizinhança será testada através de modelos de econometria espacial, considerando que os trabalhadores de plantas multiprodutos estão diretamente relacionados com a produção e o desenvolvimento tecnológico de onde atuam.

Após essa introdução, a seção 2 apresenta conceitos sobre *spillovers* setoriais e proximidade cognitiva; a seção 3 apresenta como foram construídas as variáveis relacionadas ao capital humano e a matriz de produção para captar a vizinha setorial; na seção 4 detalha-se a metodologia de avaliação de dependência espacial; na seção 5 constam as análises descritivas e especificações econométricas; na seção 6 são feitas considerações finais.

2. Referencial teórico

Estudos prévios que abordaram a questão da proximidade cognitiva na indústria elaboraram medidas *proxy* para captar a correlação entre os setores e seus efeitos. Hidalgo et al. (2007) utilizaram dados de exportação para mostrar que um país que exporta determinado bem tem maior probabilidade de exportar outro bem relacionado. Frenken, Van Oort e Verburg (2007) utilizaram a entropia (através de um vetor) para mostrar que a existência de setores relacionados produz efeitos positivos no crescimento do emprego e da produção regional. Boschma e Iammarino (2009) mostraram através de dados de comércio intrarregional que a presença de setores relacionados contribui para o crescimento econômico regional.

A seguir estão dispostos alguns conceitos utilizados por esses e outros trabalhos que abordam essa questão.

2.1 *Spillovers* tecnológicos e setoriais

A produção e uso de novas tecnologias e conhecimentos por parte das firmas pressupõe que outros agentes poderão se apropriar de benefícios gerados por ela, o que remete ao conceito de *spillovers* tecnológicos. O conhecimento não possui fronteiras bem definidas e pode circular entre diferentes firmas, contudo, alguns pré-requisitos são necessários, uma vez que ele não é facilmente copiado ou transferido (TEECE, 1986; COHEN; LEVINTHAL, 1990). Obter domínio sobre uma nova tecnologia envolve esforços, habilidades e investimentos (LALL, 1992).

A transferência de conhecimento requer que o receptor possua capacidade para identificar, interpretar e explorar o novo conhecimento (TEECE, 1986; MALERBA; ORSENIGO, 1993; CASTALDI; FRENKEN; LOS, 2015). Como o conhecimento têm caráter cumulativo e tácito (TEECE, 1986), leva tempo até que as competências sejam estabelecidas e dominadas por seus usuários (MALERBA; ORSENIGO, 1993; FRENKEN; VAN OORT; VERBURG, 2007).

A forma como os *spillovers* de conhecimento são absorvidos pode indicar como um setor produtivo se relaciona com outro. Ativos e competências complementares retidos por um setor poderão ser utilizados por outros com os quais ele se articula. Assim, um avanço tecnológico em um setor pode surtir efeito diretamente, por exemplo, nas inovações de outro. Aqui pretende-se defender uma abordagem focada na relevância da proximidade produtiva e tecnológica. Entende-se que a tecnologia e o conhecimento transbordam mais facilmente quando há elementos comuns e capacidades adquiridas previamente. Portanto, a distância cognitiva (CAPELLO, 2009) ou do conhecimento e tecnologia utilizados também são relevantes para uma medida de proximidade e *spillovers* setoriais.

2.2 Proximidade cognitiva

Algumas formas de proximidade não-geográfica³ são difíceis de mensurar empiricamente, pois exigem o levantamento de inúmeras variáveis a respeito de tecnologias, capacidades produtivas, mercados, produtos, entre outros. Contudo, a literatura especializada evoluiu na última década quanto à proximidade cognitiva. Boschma (2005) identificou cinco dimensões da proximidade, ampliando a proposta de Torre e

³ A distância geográfica foi abordada em importantes estudos sobre aglomerações econômicas, vide os pioneiros Marshall (1890), Christaller (1935) e Lösch (1940).

Gilly (1999). A primeira é a proximidade geográfica, que é dada pela distância espacial entre os agentes, em termos absolutos ou relativos. Há também a proximidade *cognitiva*, relacionada à base de conhecimento comum entre agentes; *organizacional* que abrange interações com atores que partilham o mesmo espaço e conhecimento; *social* que inclui relações entre agentes no nível microeconômico baseadas em confiança, parcerias e experiência (BOSCHMA, 2005); e *institucional* que envolve relações de interação no nível macroeconômico conduzidas por normas e regras (TORRE; GILLY, 1999; BOSCHMA, 2005). A proximidade não-geográfica envolve alguns conceitos distintos. A seguir apresenta-se alguns deles que podem ajudar a explicar como setores produtivos se relacionam.

Base produtiva e área de mercado

Penrose (1959) discorreu sobre o processo de diversificação das firmas e apontou dois fatores relevantes que lançam luz à relação de proximidade entre os setores. O primeiro é a base produtiva e tecnológica utilizada pelas firmas, que envolve cada tipo de atividade produtiva, suas máquinas, processos, qualificações e matérias-primas. O segundo fator é a área de mercado, que indica cada grupo de clientes que a firma espera alcançar utilizando uma mesma estratégia a ser replicada. A junção desses dois fatores define as possibilidades de atuação da firma, gerando três alternativas (PENROSE, 1959, p. 177): utilizar a mesma base produtiva para produzir produtos novos e atuar em novos mercados; mudar a base produtiva para produzir novos bens e expandir a atuação num mercado já existente; ou ainda, utilizar uma nova base produtiva para produzir novos produtos em novos mercados. Essas combinações permitem diversificar a produção aproveitando de competências e recursos que já presentes, desta forma, a otimização direciona a produção para setores próximos tecnologicamente e que compartilham características produtivas.

Espaço do produto

Hidalgo et al. (2007) e Hausmann et al. (2013) abordaram a questão da vizinhança ao nível de classes de produtos ao utilizar o fluxo de comércio entre países. Eles elaboraram uma matriz de proximidade a partir da probabilidade condicional de exportar o bem *i* dado que o país exporta o bem *j* (HIDALGO et al., 2007). Os autores sugerem um *espaço do produto* que define a conexão entre bens através de uma rede, transmitindo a ideia de vizinhança adotada neste artigo. Eles propõem que a tecnologia, o capital, as instituições e habilidades necessárias para fazer novos produtos são mais facilmente adaptadas a partir de alguns produtos do que de outros, geralmente a partir de produtos próximos (HIDALGO et al., 2007), mas não necessariamente do mesmo setor de atividade⁴. Um exemplo é: um país com habilidade em exportar maçãs provavelmente terá a maioria das condições para exportar peras, mas se optar por um negócio diferente como mineração, as habilidades desenvolvidas para exportar maçãs serão pouco úteis.

Variedade relacionada

O conceito de variedade relacionada vem sendo extensivamente abordado nos últimos dez anos. É definido como “setores que estão relacionados em termos de competências complementares ou partilhadas” (BOSCHMA; IAMMARINO, 2009, p. 292-293) que para tanto demandam comunicação e trocas mútuas de conhecimento ou ativos produtivos. No entanto, o enfoque das pesquisas recai sobre o impacto da variedade em termos regionais, não setoriais. A hipótese é que firmas de setores diferentes, mas relacionados, tiram melhor proveito de *spillovers* de conhecimento do que firmas em atividades não relacionadas (FRENKEN; VAN OORT; VERBURG, 2007). Alguns trabalhos utilizaram dados de setores produtivos para medir o impacto da variedade relacionada sobre a produtividade, o emprego e a inovação de países ou regiões (NOOTEBOOM, 2000; BOSCHMA; IAMMARINO, 2009; QUATRARO, 2010; CASTALDI; FRENKEN; LOS, 2015). Para destacarem os efeitos da variedade sobre as regiões e argumentarem que alguns setores são mais relacionados que outros, empregaram medidas de entropia com dados de emprego ou produção setorial, utilizando um vetor para capturar a relação em termos tecnológicos

⁴ Embora os autores não enfatizem as vantagens locais da aglomeração dado que utilizam uma abordagem no âmbito nacional, está implícito que os benefícios da aglomeração são relevantes e, também, que existem aspectos na esfera nacional que ajudam a explicar alguns casos de proximidade setorial.

entre os setores produtivos. O desafio teórico atualmente é estabelecer uma matriz – e não um vetor – que represente a distância produtiva/tecnológica entre setores, e este é o diferencial que este artigo propõe.

2.3 Proposta de “vizinhança setorial”

A partir dos conceitos elencados acima, a contribuição deste trabalho será propor uma forma de medir a proximidade setorial na indústria através de dados de produção, fato apontado por autores predecessores como um desafio a ser cumprido.

Incorporando os conceitos de Penrose (1959), propõe-se que a *proximidade setorial* ocorre quando as firmas usam a mesma planta industrial para produzir produtos de mais de um setor industrial. Nessa situação, as firmas utilizam a mesma base produtiva e tecnológica para produzir produtos de setores diferentes. Assim, define-se a *vizinhança setorial é formada por setores que, por possuírem características compartilhadas relacionadas às tecnologias de processo e de produtos, estão mais próximos produtiva e tecnologicamente*.

A distância produtiva e tecnológica entre os setores será captada a partir de uma matriz de produção com dados de plantas multiprodutos. Para elaborá-la, cada planta apontou o valor da produção e os respectivos setores. Desta forma, abarcamos diretamente características produtivas necessárias para compartilhar meios de produção (entre eles, conhecimento e tecnologia).

Considera-se que a similaridade que permite compartilhar características em termos tecnológicos e produtivos é resultante de capacitações acumuladas no tempo (COHEN; LEVINTHAL, 1990; LUNDVALL, 1992). Para que os *spillovers* desencadeiem oportunidades de ampliar a produção para outros setores, a distância cognitiva entre as tarefas desenvolvidas deve ter uma dimensão intermediária. Por um lado, se a distância for muito grande haverá um limite no aprendizado das firmas e dificuldade para compartilhar conhecimentos. Por outro lado, se a distância for muito pequena também haverá pouca absorção de conhecimento pois não há muita novidade a ser incorporada. Portanto, distâncias cognitivas muito pequenas podem indicar falta de novidade e de avanço tecnológico, enquanto distâncias demasiadamente grandes esbarram na falta de comunicação (NOOTEBOOM, 2000; BOSCHMA; IAMMARINO, 2009). Desta forma, subentende-se que o espaço ideal entre diferentes setores é aquele *não tão perto mas nem tão longe*.

Uma relação de vizinhança é construída com sucesso quando as firmas diversificam seguindo uma determinada escala tecnológica, ou seja, adotando áreas próximas que permitem o transbordamentos de conhecimento já retido (CAPELLO, 2009; CASTALDI; FRENKEN; LOS, 2015). Conforme Hirschman (1975) apontou, deve-se deixar que “uma coisa leve a outra” e subir um degrau por vez da escada tecnológica.

3. Construção das variáveis e procedimentos metodológicos

3.1 Capital humano e capacidades produtivas e tecnológicas

Busca-se neste artigo uma variável que represente o potencial de desenvolvimento produtivo e tecnológico dos setores manufatureiros e que possua informações setoriais desagregadas. Classificações setoriais e/ou de produtos são uma forma de identificar as relações entre setores – como a da OECD (2003) agrega os setores industriais em quatro categorias a partir da intensidade de gastos em P&D em relação ao faturamento ou a taxonomia de Pavitt (1984) os divide em quatro grupos de acordo com a origem e o uso de inovações. Porém, tais classificações são muito agregadas e por isso, insuficientes para o escopo deste artigo.

No sentido de obter uma variável mais ampla e relacionada as tecnologias de produção e desenvolvimento tecnológico foram empregados os conceitos de capacidades produtivas e tecnológicas de Lall (1992) e Viotti (2002). Capacidades produtivas referem-se ao chão de fábrica e ao aprendizado do tipo *learning-by-doing*. Capacidades tecnológicas relacionam-se às atividades inovativas mais complexas, criação de novas tecnologias e modificações nucleares em produtos e processos existentes. Juntas, essas capacidades permitem às firmas assimilar tecnologias, desenvolver e melhorar produtos, experimentar mudanças no processo produtivo, adaptar-se a novas fontes de conhecimento, entre outros fatores.

Uma forma de maximizar a abrangência dessas capacidades é através do capital humano, além do investimento em capital físico e do esforço tecnológico (LALL, 1992). Há uma premissa bastante difundida de que o capital humano proporciona às empresas uma importante e sustentável fonte de vantagem competitiva (YOUNDT et al., 1996). O capital humano pode ser capacitado via educação formal e, também, treinamentos específicos por função, experiência prática, conhecimento da atividade produtiva, entre outros (LALL, 1992; HANUSHEK; WOESSMANN, 2008; OECD, 2017a, 2017b). É função do trabalhador operacionalizar máquinas e tecnologias, principalmente em empresas que buscam se modernizar, inovar e agregar valor nos processos produtivos já conhecidos (YOUNDT et al., 1996). Assim, quanto mais sofisticada a atividade produtiva, maior a necessidade de mão de obra especializada (LALL, 1992).

Dessa forma, o capital humano está diretamente relacionado com transbordamentos de conhecimento e capacidades produtivas e tecnológicas entre setores industriais. Por isso propõe-se utilizá-lo como ponderador da proximidade. Mas antes, para alcançar uma medida mais precisa, sugere-se que ele seja avaliado de acordo com a função desempenhada, a qual pode ser medida a partir de suas habilidades. Esta sugestão será descrita na próxima seção.

3.2 Índice de habilidades dos trabalhadores

Para alcançar o objetivo do trabalho foi criado um “*índice de habilidades*” relacionado às *capacidades produtivas e tecnológicas por ocupação*. A proposição de um novo índice justifica-se pelo interesse em medir capacidades produtivas e tecnológicas que podem ser compartilhadas entre setores que utilizam os mesmos trabalhadores para produzir mais de um produto. Dado que os trabalhadores atuam diretamente na produção de bens, suas habilidades produtivas e tecnológicas ajudam a explicar porque alguns bens são produzidos conjuntamente. Conforme apontou Teece (1982), o capital humano é um insumo comum para uma variedade de produtos e o que o diferencia são os atributos relacionados ao *know-how* que podem ser aplicados na produção.

É comum encontrar análises que utilizam o número de engenheiros ou pessoal ligado à P&D para medir a capacidade inovativa e tecnológica dos setores produtivos (GUSSO, 2006; ARAÚJO; CAVALCANTE; ALVES, 2009). Contudo, restringir a este ponto as ocupações provocaria uma perda significativa de resultados, principalmente em setores que empregam outros tipos de profissões para promover seu avanço tecnológico, como setores de baixa tecnologia (com *designers* e técnico especialistas), os quais compõem a maior parcela da manufatura brasileira (MORCEIRO, 2018). Ademais, ao utilizar as habilidades dos trabalhadores é possível incluir capacitações voltadas à ampliação da produção, além da inovação.

A construção do índice foi possível a partir do trabalho de Maciente (2013) que compatibilizou a classificação de ocupações americana (O-NET-SOC 2010)⁵ com a classificação de ocupações brasileiras (CBO 2002)⁶. A classificação americana indica as habilidades (*skills*) que cada ocupação demanda de tal forma que podemos conhecer o perfil dos trabalhadores a partir da ocupação em que está empregado. Dos seis grandes domínios da O-NET, dois deles são sobre características específicas ao trabalhador: *worker characteristics* e *worker requirements*. Utilizou-se as notas verificadas na O-NET referentes às habilidades desses domínios para selecionar profissões a partir do perfil desejado. Alguns trabalhos prévios (SOBRINHO, 2014; SOBRINHO; AZZONI, 2016) fizeram procedimento semelhante e produziram uma medida de habilidades inovativas para os trabalhadores brasileiros.

É importante ressaltar que embora a classificação da O-NET seja elaborada no contexto da economia americana, ela retrata características relacionadas estritamente à ocupação e não características pessoais dos trabalhadores (como qualidade da educação que recebeu ou aptidões pessoais). Assim, os requisitos para uma ocupação são os mesmos no Brasil e nos Estados Unidos. Apesar da produtividade do trabalhador ou das máquinas empregadas nas fábricas diferir entre ambos os países, isso não deve contaminar a comparação dos requisitos da ocupação.

⁵ O-NET (*Occupational Information Network*) é o banco de dados eletrônicos com a classificação ocupacional padrão produzida pelo *USA Department of Labor*.

⁶ Para maiores detalhes sobre o método de compatibilização das ocupações, ver Maciente (2013) e Sobrinho (2014).

Tabela 1: Habilidades selecionadas para compor o índice de habilidades produtivas e tecnológicas

	Nome da habilidade	Descrição
1	Fluência de ideias	Sugerir um grande número de ideias.
2	Originalidade	Sugerir ideias incomuns ou resolver problemas de forma criativa.
3	Sensibilidade a problemas	Reconhecer problemas ou identificar situações que podem dar errado.
4	Flexibilidade	Gerar, usar ou agrupar diferentes regras.
5	Habilidade em organizar informações	Combinar e organizar informações com um padrão.
6	Habilidade em identificar padrões	Identificar um padrão oculto.
7	Capacidade investigativa	Trabalhar com ideias, buscar fatos e resolver problemas mentalmente.
8	Capacidade empreendedora	Iniciar e desenvolver projetos, liderar pessoas, tomar decisões e lidar com riscos.
9	Criatividade	Habilidade em desenvolver ideias próprias.
10	Adaptabilidade	Aceitar mudanças e trabalhar com diversidade no ambiente de trabalho.
11	Capacidade inovativa	Criatividade para desenvolver novas ideias e resolver problemas.
12	Pensamento analítico	Analisar informações e usar a lógica para solucionar problemas.
13	Habilidades em matemática	Domínio da matemática para resolver problemas.
14	Habilidades em ciências	Domínio de métodos científicos para resolver problemas.
15	Pensamento crítico	Utilizar a lógica para identificar forças e fraquezas de alternativas para solucionar problemas.
16	Aprendizado ativo	Entender novas informações para solucionar problemas atuais ou futuros.
17	Capacidade em solucionar problemas complexos	Identificar problemas complexos, revisar informações e avaliar opções para obter soluções.
18	Habilidade em análise operacional	Notar necessidades de produtos para criar um projeto.
19	Habilidade em gerar tecnologias	Gerar ou adaptar equipamentos e tecnologias para atender usuários.
20	Habilidade em controle de qualidade	Conduzir testes e inspecionar produtos, serviços ou processos para avaliar desempenho e qualidade.
21	Habilidade em avaliar sistemas	Identificar indicadores de desempenho de sistemas e ações necessárias para melhorar o resultado.
22	Administração e gestão	Conhecimento dos princípios de gestão para planejamento estratégico, alocação de recursos, coordenação de recursos humanos, liderança e métodos de produção.
23	Conhecimentos administrativos	Conhecimento de procedimentos e sistemas administrativos.
24	Capacidade de customização de serviços	Fornecer opções customizadas, avaliar necessidades dos clientes e padrões de qualidade.
25	Conhecimento do processo produtivo	Conhecimento de matérias-primas, processos produtivos, controle de qualidade, custos e técnicas para maximizar a produção e distribuição.
26	Conhecimento de engenharia e tecnologia	Aplicação prática da ciência e tecnologia de engenharia, suas técnicas, procedimentos e equipamentos para projetar e produzir.
27	Capacidade de desenvolver projetos	Domínio de técnicas, ferramentas e princípios envolvidos na produção de plantas de precisão, projetos, desenhos.
28	Domínio do idioma local	Conhecimento da estrutura e conteúdo do idioma local.
29	Domínio de língua estrangeira	Conhecimento da estrutura e conteúdo de um idioma estrangeiro.
30	Capacidade de reter informações	Observar, receber e obter outras informações de fontes relevantes.
31	Capacidade de identificar informações	Identificar informações por categoria, estimar, reconhecer diferenças ou similaridades e detectar mudanças.
32	Capacidade de analisar dados	Identificar princípios, razões ou fatos ao analisar as informações ou dados em partes separadas.
33	Pensamento criativo	Desenvolver ou criar novas aplicações, ideias, sistemas ou produtos.
34	Capacidade de atualizar conhecimentos	Manter-se atualizado tecnicamente e buscar aplicar novos conhecimentos no trabalho.

Fonte: O-NET / U.S. Department of Labor. Elaboração própria.

A criação do índice de habilidades foi realizada em duas etapas. Primeiro, baseado em artigos sobre a contribuição das habilidades no mercado de trabalho (ACEMOGLU, 1997; DOMS; DUNNE; TROSKE, 1997; MACHIN; VAN REENEN, 1998; FOSFURI; MOTTA; RØNDE, 2001; FERNANDEZ-STARK; BAMBER; GEREFFI, 2012; SOBRINHO, 2014; OECD, 2017b), foram selecionados 34 das 263 habilidades (ou *skills*) existentes, considerando como critério aquelas que proporcionam desenvolvimento produtivo e tecnológico num sentido amplo. De modo geral, elas estão relacionadas com coordenação e reorganização do processo produtivo, geração de ideias e soluções de problemas, diversificação da produção, geração de novos produtos, melhoramentos e adaptação de tecnologias e customização. Também foram selecionadas habilidades que traduzem características do processo inovativo da manufatura brasileira, o qual se concentra em inovações de processo e adaptação de produtos (DE NEGRI; SALERNO; CASTRO, 2005; TESSARIN, 2012).

A lista com a composição das habilidades ou *skills* selecionados está na Tabela 1.

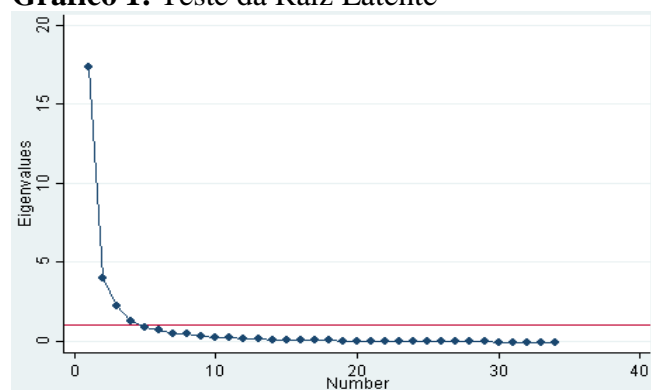
O segundo passo foi aplicar o método estatístico de Análise de Componentes Principais (ACP) para condensar as variáveis das habilidades. Segundo Maciente (2013) as variáveis da O-NET possuem elevada autocorrelação, portanto permite a aplicação do método de ACP para facilitar a interpretação dos resultados. Este método assume a existência de certo número de variáveis latentes não observadas (chamadas de fatores) cuja variação explica o padrão de correlação de um conjunto maior de variáveis observadas (HAIR et al., 1998; COSTELLO; OSBORNE, 2005; CONTI et al., 2014).

Os procedimentos realizados e resultados do ACP estão sintetizados aqui. Realizou-se inicialmente o teste KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) sob a amostra selecionada. O valor médio do KMO foi 0,9449 e de acordo com Hair et al. (1998), resultados acima de 0,80 são considerados ideais para aceitar uma redução significativa da amostra. Dos 34 componentes testados, 31 tiveram resultados acima de 0,80 e três componentes ficaram entre 0,76 e 0,79.

Confirmada a adequação da amostra, utilizou-se o método de extração de fatores via análise dos componentes principais (ACP). Para selecionar quantos fatores para o qual a amostra original será reduzida, considerou-se o critério da raiz latente (KAISER, 1960) e o Scree Test (CATTELL, 1966), que são os métodos tradicionalmente mais empregados (HAIR et al., 1998).

O teste da raiz latente ou critério de Kaiser sugere que devem ser extraídos apenas os fatores com autovalor acima de 1, enquanto a análise gráfica descrita pelo Scree Test indica o corte no ponto de inflexão do gráfico. Hair et al. (1998) explicam que uma variância acumulada maior que 60% já indica uma amostra representativa. Seguindo tais critérios foram selecionados os primeiros quatro componentes (Gráfico 1), que explicam 90,3% da variância acumulada.

Gráfico 1: Teste da Raiz Latente



Fonte: Elaboração própria.

No intuito de facilitar a interpretação dos fatores aplicou-se a rotação oblíqua (Promax) nos fatores a fim de determinar quais variáveis são mais carregadas em quais componentes. A rotação Promax aceita que as variáveis sejam correlacionadas e interdependentes (HAIR et al., 1998), característica apresentada pelos componentes originais da presente amostra. As maiores cargas fatoriais foram consideradas para

identificar e nomear cada um dos fatores. Tal identificação é feita à luz do conhecimento do pesquisador. Como a análise fatorial produziu um resultado coerente e adequado, esta tarefa foi facilitada.

A Tabela 2 indica o resultado obtido pelo método ACP, ou como pode-se interpretar, um conjunto de quatro habilidades que refletem as características desejadas das ocupações de interesse.

Tabela 2: Fatores resultantes da ACP das habilidades selecionadas na Tabela 1

	Descrição dos fatores renomeados
Fator 1	Capacidade analítica, de gerar conhecimento e soluções
Fator 2	Capacidade criativa e inovativa
Fator 3	Capacidade gerencial e empreendedora
Fator 4	Conhecimento de processo produtivo e geração de tecnologia

Fonte: Elaboração própria.

Um cálculo ponderado pelo poder explicativo desses quatro fatores resultantes culminou no *índice de habilidades* das ocupações. Este índice será adotado para ponderar o número de empregos em cada setor. Dessa forma, trabalhou-se com o número de empregos por ocupação ponderado pelo índice de habilidades e não simplesmente com o número de empregos absoluto de cada setor.

As ocupações que mais concentram essas habilidades são: físicos e engenheiros de várias especialidades, médicos de várias especialidades, pesquisadores, tecnólogos de várias áreas, entre outros. Nota-se que as profissões mais bem ranqueadas no índice proposto estão de acordo com a literatura (SIMÕES et al., 2005; GUSSO, 2006; ARAÚJO; CAVALCANTE; ALVES, 2009) que analisa as profissões relacionados à mudança técnica nas empresas brasileiras.

3.3 Matriz de vizinhança setorial

Foi proposta a criação de uma matriz de vizinhança para medir a proximidade dos setores em termos produtivos e tecnológicos. Esta é uma proposta similar ao conceito de proximidade cognitiva (CAPELLO, 2009). Para analisar a vizinhança setorial observamos o comportamento das firmas. São elas que tomam as decisões buscando a maior eficiência. Contudo, seu desempenho está inserido no contexto do setor de atuação, assim, agregou-se o comportamento das firmas pelo seu setor de atividade, transferindo a análise para o nível setorial.

Solicitou-se ao IBGE uma extração especial da PIA Empresa (IBGE, 2013) correspondente ao valor bruto da produção industrial (VBPI) das unidades produtivas locais (UL) manufatureiras que produziram bens classificados em mais de um setor (desagregação a 3 dígitos da CNAE), discriminando em quais setores há registro de produção e seu respectivo valor. UL é a terminologia do IBGE para planta industrial. Essas informações não estão disponibilizadas publicamente, portanto conferem um caráter inédito a este trabalho.

Os dados da PIA Empresa são coletados individualmente nas UL e posteriormente são agregados nos setores industriais. Cada UL declara o VBPI correspondente aos setores dos produtos fabricados. Se a UL produz produtos de um único setor, haverá informação em apenas um setor. Já se atua em mais de um, as informações são registradas em cada um dos respectivos setores. Assim se obtém o VBPI no setor principal (ou setor de origem) e em cada um dos setores secundários. A classificação setorial utilizada é a CNAE 2.0 desagregada a três dígitos, no nível de grupos, composta por 103 setores⁷.

Assim, será considerado que se uma planta industrial produz produtos típicos de alguns setores industriais, esses setores são vizinhos porque dependem da mesma base produtiva e tecnológica.

A produção total em um setor j ($VBPI_{Totj}$) será igual a:

$$VBPI_{Totj} = VBPI_j + \sum VBPI_k \quad (1)$$

Sendo:

$VBPI_j$ o valor bruto da produção industrial no setor principal;

⁷ Utiliza-se a palavra setor para referir-se aos grupos da CNAE (desagregação a três dígitos).

$VBPI_k$ o valor bruto da produção industrial nos setores secundários.

De posse dessas informações, foi construída uma matriz em que “um” indica o(s) setor(es) que cada um dos 103 setores atua(m) e “zero” indica em quais não atua(m). Na sequência foi zerada a diagonal principal da matriz, já que um setor não é vizinho dele mesmo. Feito isso, foi verificado que seis setores não possuíam vizinhos. Para contornar esse problema e garantir que a matriz possuía determinante diferente de zero, eles foram agregados a setores considerando pares com similaridade tecnológica⁸. Em seguida a matriz resultante foi somada com a sua transposta para obter uma matriz simétrica, que foi normalizada ao ser dividida pelo seu maior autovalor. Para as análises econométricas essa matriz foi padronizada na linha, obtendo assim a Matriz W do modelo.

4. Metodologia de avaliação da dependência espacial

4.1 Especificação dos modelos espaciais

Os procedimentos metodológicos apresentados a seguir foram baseados em Lesage e Pace (2009); Almeida (2012) e Elhorst (2014).

Índice I de Moran

É o teste de autocorrelação de unidades espaciais mais utilizado em estudo de *cross-section*, desenvolvido por Moran (1948). Em notação matricial consiste em (ALMEIDA, 2012, p. 105):

$$I = \frac{n}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{z'Wz}{z'z} \quad (2)$$

Onde:

n é o número de unidades espaciais, corresponde aos 97 setores da manufatura;

z é a variável de interesse, um vetor dos resíduos de um modelo de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO);

W_z representa os valores médios da variável de interesse padronizada nos vizinhos, definidos segundo uma matriz de ponderação espacial W;

w_{ij} são elementos da matriz de pesos espaciais referente ao setor i e ao setor j ;

$\sum_i \sum_j w_{ij}$ indica a soma de todos os elementos da matriz de pesos espaciais W.

Segundo Almeida (2012, p. 105) a estatística do I de Moran é como um coeficiente de autocorrelação obtido pela autocovariância espacial do denominador, composta pelos produtos cruzados $z'Wz$ dividida pela variância dos dados ($z'z$). Observe que, se a matriz W for normalizada na linha, o duplo somatório no denominador é igual a n , então, podemos reescrever a última equação como:

$$I = \frac{z'Wz}{z'z} \quad (3)$$

A inferência para o Índice I de Moran baseia-se numa distribuição normal aproximada ao usar um valor Z padronizado abaixo:

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{DP(I)} \quad (4)$$

Onde $E(I)$ e $DP(I)$ são a média e o desvio-padrão, respectivamente, do I de Moran. O Índice varia entre -1 e 1, onde valores negativos (positivos) indicam autocorrelação espacial negativa (positiva), e zero indica inexistência de padrão espacial nos dados, caso em que a hipótese nula de aleatoriedade espacial é aceita.

Modelo autorregressivo espacial ou modelo de defasagem espacial (SAR)

Este modelo incorpora um parâmetro ρ aos modelos lineares, representado por:

$$Y = \rho WY + \varepsilon \quad \text{ou} \quad Y = \beta X + \rho WY + \varepsilon \quad (5)$$

Onde:

⁸ Os setores agregados e seus respectivos códigos CNAE são: i) Coquearias e Siderurgia; ii) Mídias virgens, magnéticas e ópticas e Equipamentos de informática e periféricos; iii) Aeronaves, Veículos militares de combate e Equipamentos de transporte não especificados; iv) Aparelhos eletromédicos e equipamentos de irradiação e Instrumentos para uso médico, odontológico e artigos ópticos; v) Recondicionamento de motores para veículos e Manutenção de máquinas e equipamentos.

Y é um vetor $n \times 1$ de valores observados (a variável a ser explicada);
 ρ é o coeficiente escalar autorregressivo;
 X é uma matriz $n \times k$ de variáveis explicativas (os controles);
 β é um vetor $p \times 1$ dos parâmetros das variáveis explicativas;
 W é a matriz de pesos espaciais;
 ε é um vetor $n \times 1$ dos erros, onde $\varepsilon \sim N(\phi, I\sigma^2)$.

O modelo SAR incorpora a autocorrelação espacial como componente adicional do modelo. O coeficiente ρ representa o efeito médio dos vizinhos sobre a variável dependente (Y), isto é, se ρ for estatisticamente diferente de zero significa que uma parcela da variação total de Y é explicada pela dependência de cada observação de seus vizinhos (ALMEIDA, 2012). Em outros termos, um ρ positivo (negativo) significa que um alto valor de Y nos setores vizinhos aumenta (diminui) o valor de Y no setor i . Se não houver autocorrelação espacial, $\rho = 0$, e podemos estimar o modelo por MQO. Já se $\rho \neq 0$, a estimativa por MQO produzirá estimadores viesados e inconsistentes.

Após manipulações algébricas, a última equação pode ser escrita pela seguinte forma:

$$Y = (I_n - \rho W)^{-1} X \beta + (I_n - \rho W)^{-1} \varepsilon \quad (6)$$

A expressão acima requer que a matriz $(I_n - \rho W)^{-1}$ seja não singular para ser invertida (Almeida, 2012, p. 154-155). As características apresentadas da matriz W na Seção 3.3 garantem esse requisito de não singularidade.

Dado que $|\rho| < 1$, pode-se reescrever $[I_n - \rho W]^{-1}$ como:

$$[I_n - \rho W]^{-1} = I_n + \rho W + \rho^2 W^2 + \dots \quad (7)$$

A passagem acima é semelhante a matriz de coeficiente técnicos diretos e indiretos do modelo de insumo-produto⁹, em que se capta um choque de produção setorial (efeito direto) e seu impacto na cadeia de fornecedores e subfornecedores (efeito indireto). Similarmente, no modelo SAR a variável dependente (Y) pode ser explicada pelas variáveis X e ε (efeito direto) específicas a um setor e , também, por suas influências captadas pelas ligações em setores conectados pela matriz W (efeito indireto).

4.2 Modelo proposto para testar a hipótese de vizinhança

Abaixo estão indicadas as variáveis para testar a dependência espacial, de acordo com as definições apresentadas na seção precedente. Empregou-se tradicionais modelos espaciais, porém com uma nova forma de aplicação, pela qual distâncias cognitivas ou tecnológicas podem ser mensuradas também.

Variável dependente. Número de ocupações ponderado pelo *índice de habilidades produtivas e tecnológicas* (comentado na seção 3.2) para o ano de 2013, por setor. Pretende-se avaliar se trabalhadores com habilidades produtivas e tecnológicas semelhantes apresentam relação de vizinhança com trabalhadores com as mesmas habilidades de setores produtivos diferentes.

Variáveis de controle. Foram selecionadas variáveis que explicam o desempenho produtivo, tecnológico e inovativo das firmas.

- produtividade do trabalho: adotada por Timmer e Szirmai (2000), Ark et al. (2008) e OECD (2015) como uma variável chave para firmas e países crescerem e alcançarem melhores resultados econômicos;
- porte das firmas: Schumpeter (1942) apontou que são as grandes firmas que conduzem a inovação e a mudança tecnológica. Singh e Whittington (1975) estabeleceram uma relação bem definida de que firmas maiores alcançam uma taxa de crescimento da produção superior à firmas de tamanhos menores;
- abertura comercial: Helpman e Krugman (1985), Aghion e Howitt (1990) e Romer (1994) afirmaram que o livre comércio traz maior eficiência para as firmas. Empresas que têm acesso a mercados internacionais possuem maior oportunidade de alcançar escala econômica ideal e mais possibilidades

⁹ O modelo de insumo-produto de Leontief pode ser escrito por $X = (I - A)^{-1}Y$, onde X é a produção, A é uma matriz de coeficientes técnicos diretos e Y é a demanda final. Podemos escrever $(I - A)^{-1} = I + A + A^2 + \dots$, que é a matriz dos coeficientes técnicos diretos e indiretos (MILLER; BLAIR, 2009).

de amortizar investimentos críticos, como em P&D. Para Hitt, Hoskisson e Kim (1997), economias de escala, escopo e de aprendizado obtidas em razão do maior mercado levam a maior eficiência;

- d) parcela dos insumos e componentes importados: permite identificar a participação do comércio internacional nos insumos intermediários da produção. Helpman e Krugman (1985), Aghion e Howitt (1990) e Romer (1994) apontaram que ao obter acesso a uma maior variedade de insumos e bens de capital no estado da arte e um mercado potencial a ser explorado, a participação no comércio internacional proporciona maior eficiência para as firmas;
- e) investimento: Grossman e Helpman (1991) mostraram que investimentos em máquinas, equipamentos e novas tecnologias são decisivos para sustentar o crescimento da produção a longo prazo. Teece (1982) apontou que a utilização de bens de capital especializados estimula a produção compartilhada de bens diversificados;
- f) participação dos salários na renda: Doms, Dunne e Troske (1997) e Machin e Van Reenen (1998) estimaram que, em geral, trabalhadores mais qualificados recebem salários maiores e contribuem mais para o incremento da produção.

Com essas variáveis, segue-se para a apresentação das formulações específicas dos modelos econométricos.

- a) Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)

$$NSkill_s = \alpha + \delta Produt_s + \pi Porte_s + \beta ACom_s + \sigma CII_s + \varphi Invest_s + \mu SVA_s + \varepsilon \quad (8)$$

- b) Modelo autorregressivo espacial (SAR)

$$NSkill_s = \sum X_s \beta + \sum \rho W_{ss} NSkill_s + \varepsilon \quad (9)$$

Onde:

Subscrito s indica o setor da indústria de transformação (97 setores);

$NSkill_s$: número de ocupações ponderado pelo índice de habilidades produtiva e tecnológica de cada ocupação;

$Produt_s$: produtividade do trabalho (razão entre valor adicionado e pessoal ocupado);

$Porte_s$: porte das firmas (relação entre VBPI e número de estabelecimentos);

$ACom_s$: abertura comercial (soma de importações e exportações, dividido pelo VBPI);

CII_s : coeficiente de insumos importados (parcela de insumos de origem importada em relação ao total de insumos adquiridos para produção do bem final);

$Invest_s$: formação bruta de capital fixo (aquisições de bens de produção e suas melhorias excluída a depreciação);

SVA_s : participação do salário na renda (razão entre salários dos empregados ligados a produção e valor adicionado);

W_{ss} : matriz de vizinhança setorial;

X_s : controles setoriais;

ρ : coeficiente autorregressivo, que capta autocorrelação espacial nos erros ou nas variáveis omitidas;

ε : termo de erro.

5. Resultados

Na primeira etapa faz-se uma análise descritiva da matriz de diversificação, e na segunda, apresenta-se os resultados das estimações econométricas.

5.1 Análise descritiva

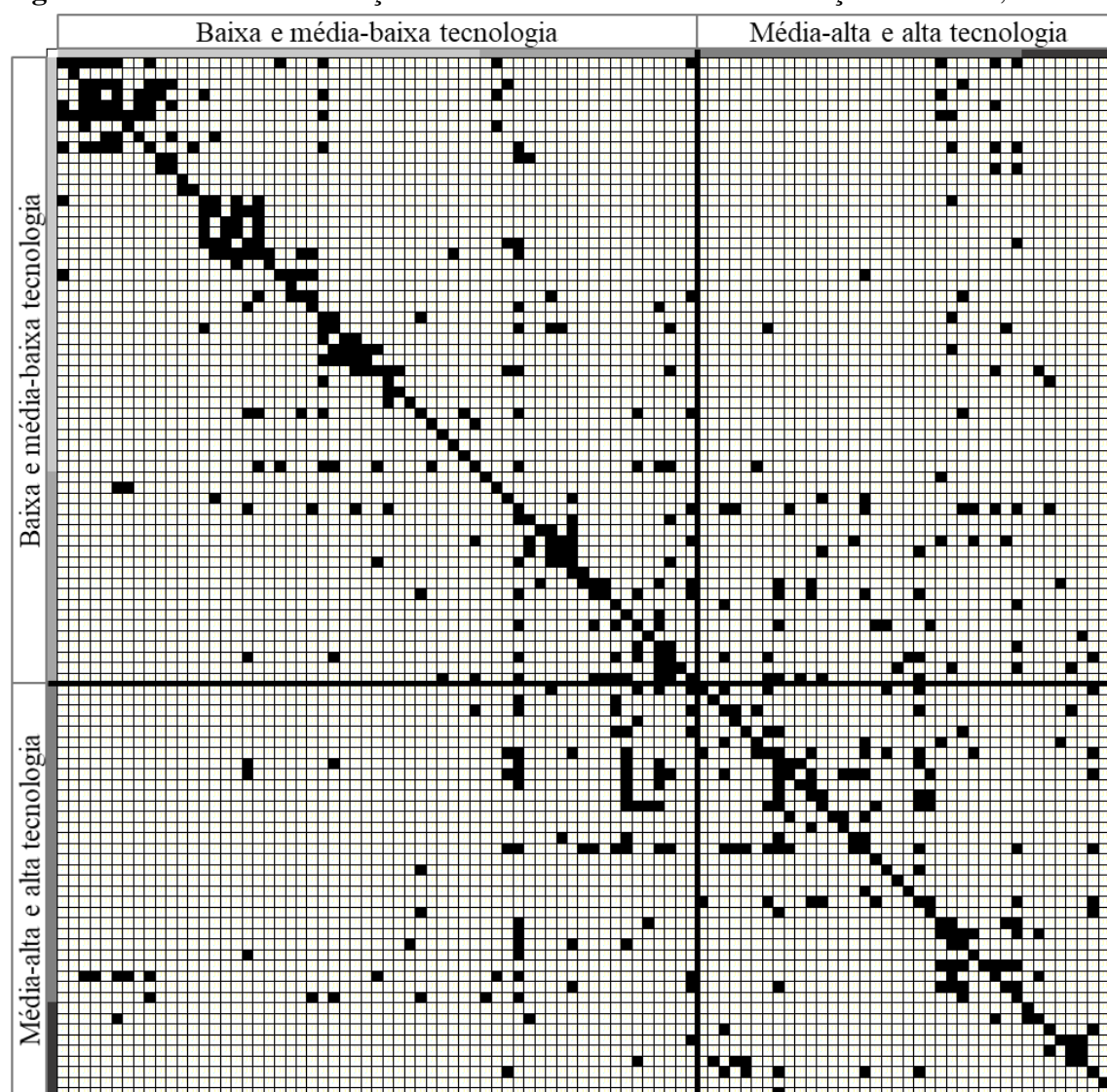
A Figura 1 traz a matriz quadrada dos 97 setores da indústria de transformação onde os quadrados pretos indicam os setores em que há registro de produção industrial. Cada linha resulta na produção realizada por UL produtivas que atuam em mais de um setor, e indicam o setor de origem (diagonal

principal) e os demais setores em que há produção. Os setores estão ordenados pelo nível de intensidade tecnológica da OCDE (2003), no sentido da menor para maior.

Os quadrantes com setores de mesmo nível tecnológico estão destacados na Figura 1. No quadrante superior-esquerdo estão setores de baixa e média-baixa tecnologia e no inferior-direito de alta e média-alta tecnologia. Observe que a relação de vizinhança é mais evidente dentro desses dois quadrantes, entre setores de mesmo nível tecnológico. São 211 relações entre setores de baixa e média-baixa tecnologia e 118 entre alta e média-alta tecnologia.

Já as relações entre setores de diferentes intensidades tecnológicas são mais escassas, as quais estão representadas nos quadrantes superior-direito e inferior-esquerdo. São 75 setores de baixa e média-baixa tecnologia que possuem produção secundária em setores de alta e média-alta, e no oposto, 80 setores de alta e média-alta tecnologia produzem bens de setores de baixa e média-baixa tecnologia.

Figura 1: Matriz de vizinhança setorial da indústria de transformação brasileira, 2013



Nota: classificação setorial por intensidade tecnológica da OCDE. Fonte: Tabulação especial da PIA Empresa 2013. Elaboração própria.

A presença maior de relações de vizinhança setorial parece indicar um padrão em que os setores se relacionam mais com vizinhos do mesmo nível tecnológico. Assim, pode-se considerar que a origem tecnológica do setor é um sinalizador para as relações de vizinhança. Isso significa, por exemplo, que firmas que atuam no setor de laticínios têm maior probabilidade de ampliar sua produção para setores próximos,

como para o setor de bebidas não alcoólicas. Ou que o setor de produtos eletrônicos têm maior probabilidade de passar a produzir itens do setor de equipamentos de informática do que do setor de couro e calçados, dado que os primeiros apresentam semelhanças na base de conhecimento.

Alguns dos setores que mais se inter-relacionaram e formaram uma rede de vizinhança podem ser destacados em grupos: i) fabricação de conservas de frutas e legumes; óleos vegetais; laticínios; amiláceos; bebidas alcoólicas; e bebidas não alcoólicas; ii) confecção de artigos do vestuários; tecelagem; acabamento de fios; calçados, e partes de calçados; iii) siderurgia; metalurgia; fundição; artigos de cutelaria; e outros artigos de metal; iv) fabricação de motores e bombas; máquinas e equipamentos de uso geral; tratores; máquinas-ferramentas; caminhões e ônibus. No entanto, a rede completa não se limita aos setores apontados. Além desses, os setores citados ainda apresentam produção em alguns outros setores.

Apesar da Figura 1 já sugerir um padrão de proximidade espacial dos setores manufatureiros, a comprovação estatística requer análises mais apropriadas, como mostraremos a seguir.

5.2 Especificações econométricas

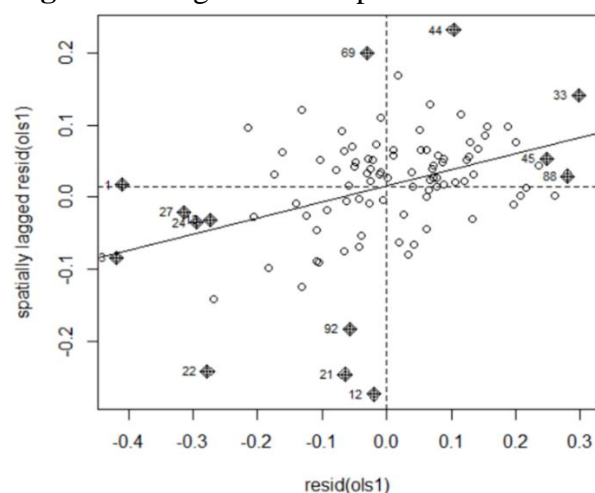
Inicialmente foi calculada a regressão por MQO a fim de obter os resíduos e verificar a hipótese de aleatoriedade espacial. Para detectar a autocorrelação espacial utilizou-se o Índice I de Moran, apontado por Anselin e Florax (1995) como o método mais difundido para esta finalidade.

Tabela 3: Índice I de Moran aplicado aos resíduos da regressão por MQO

Observado	Expectativa	p-valor
0,22269***	-0,02055	0,00001

Nota: *** significante a 1%. Fonte: Elaboração própria.

Figura 2: Diagrama de dispersão de Moran dos resíduos da regressão por MQO



Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 3 mostra que o Índice I de Moran é positivo no valor de 0,22269 e, portanto, pode-se rejeitar a hipótese nula da aleatoriedade espacial num nível de significância de 1%. Isto significa que há uma autocorrelação espacial positiva (ALMEIDA, 2012) em que altos valores da variável explicada, ou seja, ocupações ponderadas pelas habilidades produtivas e tecnológicas, tendem a estar circundados por altos valores desta variável em setores vizinhos, ao passo que baixos valores tendem a estar rodeados também por baixos valores em setores vizinhos. Confirma-se assim que o número de ocupações ponderadas por habilidades produtivas e tecnológicas apresentam uma similaridade no modelo de regressão, reafirmando a inferência feita pela Figura 1.

O diagrama de dispersão de Moran (Figura 2) apresenta concentrações mais densas nos quadrantes baixo-baixo (BB) e alto-alto (AA), ou seja, vizinhos parecidos são circundados por vizinhos parecidos. As aglomerações nos quadrantes baixo-alto (BA) e alto-baixo (AB) são menos intensas e indicam o caso inverso,

em que vizinhos diferentes são circundados por vizinhos diferentes, as quais são menos frequentes. De outra forma, o sinal da autocorrelação visto pela Figura 2 indica que não há aleatoriedade espacial.

A partir da averiguação, constatou-se que os resíduos da regressão por MQO possuem autocorrelação espacial, o que inviabiliza o prosseguimento da análise por MQO. Para esses casos em que há autocorrelação espacial: (i) na variável dependente, as estimativas de MQO são viesadas e inconsistentes ou (ii) no termo de erro, não há viés nem inconsistência, mas o estimador de MQO deixa de ser o mais eficiente; o que direciona para a utilização de outros modelos econométricos.

Sendo assim, foi realizado o Teste LM (Multiplicador de Lagrange), baseado na estimação por máxima verossimilhança (Tabela 4), conforme indicado por Anselin (2003) para fazer a escolha da especificação mais correta. Como resultado, o Teste LM apontou o modelo SAR como mais apropriado.

Tabela 4: Teste LM para escolha do modelo espacial

Modelo	Estatísticas	<i>p</i> -valor
LMerr (SEM)	13,331842	0,0003
LMlag (SAR)	22,927108	0,0000
RLMerr (RSEM)	0,078423	0,7794
RLMlag (RSAR)	9,673689	0,0019
SARMA	23,005530	0,0000

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 5 estão os resultados das especificações econométricas. As variáveis de controle selecionadas no modelo MQO apresentam um poder explicativo de 63% e apenas o porte das firmas não teve significância estatística, possivelmente devido à baixa variância, já as demais variáveis explicativas são significantes a pelo menos 5%.

Tabela 5: Estimativas dos modelos econométricos

	MQO	SAR	SAR-Robusto
Intercepto	1,16500*** (8,647e-02)	0,40205** (1,329e-02)	0,48537*** (8,011e-03)
Produtividade	0,00238*** (2,995e-04)	0,00189*** (7,3190e-13)	0,00194*** (1,99e-10)
Porte das firmas	-1,081e-08 (2,044e-08)	-8,9798e-09 (0,59732)	-9,18e-09 (0,29099)
Abertura comercial	0,02837** (1,274e-02)	0,01404 (1,886e-01)	0,01560* (7,091e-02)
Coef. de insumos importados	0,21970** (8,963e-02)	0,14585* (5,098e-02)	0,15391** (3,457e-02)
Investimento	-1,883e-08*** (4,400e-09)	1,478e-08*** (9,2040e-05)	-1,522e-08*** (1,44e-04)
Parcela dos salários no VA	0,4440** (1,712e-01)	0,31596** (2,708e-02)	0,32993*** (3,196e-03)
Rhô		0,54579*** (7,35e-07)	0,48621*** (2,79e-05)
Sigma			0,12878
Sigma ²			0,01658
AIC		-109,84	
Log Likelihood		63,92085	
R ²	0,6346		
R ² ajustado	0,6103		
Estatística F	26,06		
I Moran dos resíduos	0,22269*** (0,00001)	0,02694 (0,2607)	0,05061 (0,1475)

Nota: n = 97 observações. ***significante a 1%. **significante a 5%. *significante a 10%. Fonte: Elaboração própria.

Nos modelos que analisam a dependência espacial, nota-se que o coeficiente que indica autocorrelação espacial – ρ nos modelos SAR e SAR Robusto –, foi estatisticamente diferente de zero ao nível de 1% de significância e positivo (Tabela 5). Esta autorrelação espacial é forte e não marginal, dado que ρ ficou próximo a 0,5 (no SAR, $\rho = 0,546$ e no SAR Robusto $\rho = 0,486$). Isso coloca em evidência a dependência espacial no âmbito setorial da manufatura brasileira, conforme procurou-se analisar inicialmente. Pode-se interpretar através de análises econométricas que as ocupações com habilidades produtivas e tecnológicas estão sendo influenciadas positivamente pelos resultados encontrados nos setores vizinhos.

Como verificado pelo Teste LM (Tabela 4), o modelo mais adequado é o SAR. Neste modelo, exceto para porte das firmas e abertura comercial, as demais variáveis de controle apresentaram-se estatisticamente significantes. O resultado indica que o número de ocupações com habilidades produtivas e tecnológicas é explicado, além de outras variáveis, pelas ocupações com habilidades idênticas presentes nos setores vizinhos. Ademais, o número de ocupações com tais habilidades tende a variar positivamente com produtividade, coeficiente dos insumos importados, participação dos salários na geração de renda e investimento.

Os modelos SAR são capazes de capturar os efeitos da reprodução de determinados eventos sobre seus vizinhos (ALMEIDA, 2012). Mudanças numa variável do próprio setor afetam-no de forma direta, enquanto mudanças em setores vizinhos o afetam de forma indireta, através de efeitos *feedbacks*. Pode-se calcular o efeito marginal total de tais mudanças pela soma do efeito marginal direto e do efeito marginal indireto. A Tabela 6 resume esses efeitos.

Tabela 6: Efeitos marginais do modelo SAR

	Efeito direto	Efeito indireto	Efeito total
Produtividade	0,00197*** (1,3967e-13)	0,00218** (2,3659e-02)	0,00415*** (1,0325e-04)
Porte das firmas	-9,404e-09 (5,8997e-01)	-1,037e-08 (6,3101e-01)	-1,977e-08 (6,0365e-01)
Abertura comercial	0,01470 (1,8908e-01)	0,01621 (2,9017e-01)	0,03091 (2,2249e-01)
Coef. de insumos importados	0,15273** (4,9266e-02)	0,16837 (1,6186e-01)	0,32111* (8,3462e-02)
Investimento	-1,547e-08*** (7,2748e-05)	-1,706e-08** (3,6615e-02)	-3,253e-08*** (1,9615e-03)
Parcela de salários no VA	0,33088** (2,6982e-02)	0,36474 (1,2368e-01)	0,69562* (5,2978e-02)

Nota: os termos entre parênteses representam o p-valor. ***significante a 1%. **significante a 5%. *significante a 10%. Fonte: Elaboração própria.

A produtividade e o investimento apresentaram efeitos marginais significantes tanto direto, indireto como total, sendo os efeitos direto e indireto de dimensão similar. O efeito marginal do investimento, embora pequeno tem sinal negativo, o que pode indicar que os equipamentos adquiridos funcionam como poupadores de mão de obra. Ressalta-se novamente que a mão de obra em questão abarca empregos com habilidades produtivas e tecnológicas, então a substituição de postos de trabalho, por definição, acarreta em redução desses funcionários, os quais estão diretamente ligados ao uso dos bens de capital.

Os indicadores do coeficiente de insumos importados e parcela dos salários na renda são significativos nos efeitos diretos e no total. Nestes casos, o efeito total tem variância alta e é relativamente capaz de explicar ao nível de 10% de significância que existe um efeito indireto gerado sobre os vizinhos. Já os efeitos marginais quanto ao porte e abertura comercial não mostraram-se estatisticamente significantes. Desta forma, pode-se inferir que setores vizinhos tendem ser beneficiados principalmente através de ações que modifiquem a produtividade e os investimentos produtivos mais próximos.

6. Considerações finais

Este trabalho investigou a vizinhança ou proximidade setorial na indústria de transformação brasileira. Como é um tema recente, buscou-se contribuir com a literatura ao sugerir métricas de distância entre os setores produtivos. Foi proposto como critério de vizinhança o fato de uma unidade produtiva industrial produzir, na mesma planta, produtos classificados no setor de origem e produtos de outros setores. Assim, os setores industriais foram considerados vizinhos porque partilham da mesma base produtiva e tecnológica. Tomou-se como base conceitos de proximidade cognitiva, em que o tipo de conhecimento demandado é um dos fatores que os aproximam, assim como tecnologias de produção e trabalhadores.

Uma das novidades do artigo foi empregar dados de plantas multiprodutos. Em geral, essas informações são escassas, e no caso brasileiro são inéditas. Mediante a solicitação de uma tabulação especial da PIA Empresa foi elaborada uma matriz setorial detalhada em cerca de 100 setores manufatureiros para 2013. Outro ponto inovador foi a elaboração de um índice de habilidades produtivas e tecnológicas relacionadas à ocupação do trabalhador. O intuito foi explicar como o tipo de ocupação (e não apenas o número de empregos) está relacionado à geração de oportunidades produtivas e tecnológicas nos setores manufatureiros. Com esse índice foi possível verificar que setores com trabalhadores que possuem habilidades produtivas e tecnológicas são circundados por setores com o mesmo tipo de profissionais, os quais impactam positivamente, em especial, produtividade e investimento em capital fixo.

Para chegar a esses resultados empregou-se uma nova abordagem aos tradicionais métodos de econometria espacial. Concluiu-se que os setores da manufatura brasileira são autocorrelacionados. Isto foi confirmado pelos elevados coeficientes *rho* do modelo SAR e também pelo Índice I de Moran, que atestaram a dependência espacial e foram estatisticamente significantes (ao nível de 1%). Pôde-se ver que a intensidade tecnológica é um fator que ajuda a explicar as relações de vizinhança entre setores produtivos. Concluiu-se que variações positivas nas ocupações com habilidades produtivas e tecnológicas em um setor, geram efeitos positivos, em sua maioria, sobre os setores que fazem parte de sua vizinhança.

Assim, pode-se afirmar que o impacto de políticas direcionadas a um setor específico é na verdade mais amplo quando é considerada a vizinhança que o setor engloba, e ainda, que políticas orientadas a um setor podem transbordar efeitos para outros setores do mesmo nível tecnológico.

Este é um ponto importante para formuladores de política, especialmente em relação ao tipo de setor focalizado e desenvolvimento regional. Algumas estratégias de desenvolvimento produtivo, tecnológico ou de geração de empregos podem ser alcançadas mais rapidamente ao focarem nos setores que possuem uma região de vizinhança densa nas característica que deseja influenciar. Não obstante, subsetores produtivos carecem de desenvolvimento tecnológico para melhorar a produtividade e absorver *spillovers* gerados na sua vizinhança. Por isso políticas direcionadas a modernização e ao desenvolvimento tecnológico também são indicadas para obter resultados mais efetivos.

Referências bibliográficas

- ACEMOGLU, D. Training and innovation in an imperfect labour market. **The Review of Economic Studies**, v. 64, n. 3, p. 445, 1997.
- AGHION, P.; HOWITT, P. A model of growth through creative destruction. **NBER Working Paper**, n. 3223, 1990.
- ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campinas: Editora Alínea, 2012.
- ANSELIN, L. Spatial externalities, spatial multipliers, and spatial econometrics. **International Regional Science Review**, v. 26, n. 2, p. 153–166, 2003.
- ANSELIN, L.; FLORAX, R. **New directions in spatial econometrics**. Berlim: Springer-Verlag, 1995.
- ARAÚJO, B. C.; CAVALCANTE, L. R.; ALVES, P. Variáveis proxy para os gastos empresariais em inovação com base no pessoal ocupado técnico-científico disponível na Relação Anual de Informações Sociais. **Radar IPEA: Tecnologia, Produção e Comércio Exterior**, v. 5, p. 16–21, 2009.

ARK, B. Van; MAHONY, M. O.; TIMMER, M. P. The productivity gap between Europe and the United States: trends and causes. **Journal of Economic Perspectives**, v.22, n.1, p.25-44, 2008.

BOSCHMA, R. Proximity and innovation: a critical assessment. **Regional Studies**, v. 39, n. 1, p. 61–74, 2005.

BOSCHMA, R.; IAMMARINO, S. Related variety, trade linkages, and regional growth in Italy. **Economic Geography**, v. 85, n. 3, p. 289–311, 2009.

CAPELLO, R. Spatial spillovers and regional growth: a cognitive approach. **European Planning Studies**, v. 17, n. 5, p. 639–658, 2009.

CASTALDI, C.; FRENKEN, K.; LOS, B. Related variety, unrelated variety and technological breakthroughs: an analysis of US state-level patenting. **Regional Studies**, v.49, n.5, p.767–781, 2015.

CATTELL, R. B. The Scree Test for the number of factors. **Multivariate Behavioral Research**, v. 1, n. 2, p. 245–276, 1966.

CHRISTALLER, W. **Central places in Southern Germany**. Englewood: Prentice-Hall, 1935.

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.

CONTI, G.; FRÜHWIRTH-SCHNATTER, S.; HECKMAN, J. J.; PIATEK, R. Bayesian exploratory factor analysis. **Journal of Econometrics**, v. 183, n. 1, p. 31–57, 2014.

COSTELLO, A. B.; OSBORNE, J. W. Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. **Practical Assessment, Research & Education**, v. 10, p. 1–9, 2005.

DE NEGRI, A.; SALERNO, M. S.; CASTRO, A. B. de. Inovações, padrões tecnológicos e desempenho das firmas industriais brasileiras. In: NEGRI, J. A. DE; SALERNO, M. S. (Ed.). **Inovações, padrões tecnológicos e desempenho das firmas industriais brasileiras**. Brasília: Ipea, 2005.

DOMS, M.; DUNNE, T.; TROSKE, K. R. Workers, wages, and technology. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 112, n. 1, p. 253–290, 1997.

ELHORST, P. **Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial**. Berlin New York Dordrecht London: Springer, 2014.

FERNANDEZ-STARK, K.; BAMBER, P.; GEREFFI, G. Upgrading in global value chains: addressing the skills challenge in developing countries. **OECD Background Paper**, n. September, p. 1–29, 2012.

FOSFURI, A.; MOTTA, M.; RØNDE, T. Foreign direct investment and spillovers through workers' mobility. **Journal of International Economics**, v. 53, n. 1, p. 205–222, 2001.

FRENKEN, K.; VAN OORT, F.; VERBURG, T. Related variety, unrelated variety and regional economic growth. **Regional Studies**, v. 41, n. 5, p. 685–697, 2007.

GROSSMAN, G. M.; HELPMAN, E. **Innovation and growth in the global economy**. Cambridge: MIT Press, 1991.

GUSSO, D. A. Agentes da inovação: quem os forma, quem os emprega? In: DE NEGRI, J. A.; DE NEGRI, F.; COELHO, D. (Ed.). **Tecnologia, Exportação e Emprego**. Brasília:Ipea, 2006.

HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E. **Multivariate data analysis**. 5. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 1998.

HANUSHEK, E. A.; WOESSMANN, L. The role of cognitive skills in economic development. **Journal of Economic Literature**, v. 46, n. 3, p. 607–668, 2008.

HAUSMANN, R.; HIDALGO, C.; BUSTOS, S.; COSCIA, M.; SIMOES, A.; YILDIRIM, M. A. **The Atlas of economic complexity: mapping paths to prosperity**. Cambridge, Massachusetts, London: MIT Press, 2013.

HELPMAN, E.; KRUGMAN, P. R. **Market structure and foreign trade**. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1985.

HIDALGO, C.; KLINGER, B.; BARABÁSI, A.-L.; HAUSMANN, R. The Product Space conditions the development of nations. **Science**, v. 317, n. 5837, p. 482–487, 2007.

HIRSCHMAN, A. Policymaking and policy analysis in Latin America: a return journey. **Policy Sciences**, v. 6, n. 4, p. 385–402, 1975.

HITT, M. A.; HOSKISSON, R. E.; KIM, H. International diversification: effects on innovation and firm performance in product-diversified firms. **Academy of Management Journal**, v. 40, n. 4, p. 767–798, 1997.

IBGE. **Pesquisa Industrial Anual Empresa: 2013**. 32. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2013.

ISARD, W. **Location and space economy: a general theory relation to industrial location, market areas, land use trade and urban structure**. Cambridge: MIT Press, 1956.

KAISER, H. F. The application of electronic computers to factor analysis. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 1, p. 141–151, 1960.

LALL, S. Technological capabilities and industrialization. **World Development**, v. 20, n. 2, p. 165–186, 1992.

LALL, S. The technological structure and performance of developing country manufactured exports, 1985–98. **Oxford Development Studies**, v. 28, n. 3, p. 337–369, 2000.

LESAGE, J.; PACE, K. **Introduction to spatial econometrics**. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC Press, 2009.

LÖSCH, A. **The economics of location**. New Haven: Yale University Press, 1940.

LUNDVALL, B.-Å. **National Systems of Innovation: towards a theory of innovation and interactive learning**. London: Pinter, 1992.

MACHIN, S.; VAN REENEN, J. Technology and changes in skill structure: evidence from seven OECD countries. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 113, n. 4, p. 1215–1244, 1998.

MACIENTE, A. N. **The determinants of agglomeration in Brazil: Input-output, labor and knowledge externalities**. 2013. Thesis. University of Illinois at Urbana-Champaign, 2013.

MALERBA, F.; ORSENIGO, L. Technological regimes and firm behavior. **Industrial and Corporate Change**, v. 2, n. 1, p. 45–71, 1993.

MARSHALL, A. **Principles of economics: an introductory**. London: Macmillan, 1890.

MILLER, R. E.; BLAIR, P. D. **Input–output analysis: foundations and extensions**. 2. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.

MORAN, P. A. P. The interpretation of statistical maps. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, v. 10, n. 2, p. 243–251, 1948.

MORCEIRO, P. C. Evolution and sectoral competitiveness of the Brazilian manufacturing industry. In: AMANN, E.; AZZONI, C. R.; BAER, W. (Ed.). **The Oxford Handbook of the Brazilian Economy**. New York: Oxford University Press, 2018.

NOOTEBOOM, B. **Learning and innovation in organizations and economies**. Oxford: Oxford University Press, 2000.

OECD. **Science, Technology and Industry Scoreboard 2003**. Paris: OECD, 2003.

OECD. **The future of productivity**. Paris: OECD, 2015.

OECD. **OECD Skills Outlook 2017: skills and global value chains**. Paris: OECD, 2017a.

OECD. **Getting skills right: skills for jobs indicators**. Paris: OECD, 2017b.

PAVITT, K. Sectoral patterns of technical change: Towards a taxonomy and a theory. **Research Policy**, v. 13, p. 343–373, 1984.

PENROSE, E. **The theory of the growth of the firm**. New York: Oxford University, 1959.

QUATRARO, F. Knowledge coherence, variety and economic growth: Manufacturing evidence from Italian regions. **Research Policy**, v. 39, n. 10, p. 1289–1302, 2010.

ROMER, P. The origins of endogenous growth. **The Journal of Economic Perspectives**, v. 8, n. 1, p. 3–22, 1994.

SCHUMPETER, J. A. **Capitalism, socialism & democracy**. London: Routledge, 1942.

SIMÕES, R.; OLIVEIRA, A.; GITIRANA, A.; CUNHA, J.; CAMPOS, M.; CRUZ, W. A geografia da inovação: uma metodologia de regionalização das informações de gastos em P&D no Brasil. **Revista Brasileira de Inovação**, v. 4, n. 1, p. 157–185, 2005.

SINGH, A.; WHITTINGTON, G. The size and growth of firms. **The Review of Economic Studies**, v. 42, n. 1, p. 15–26, 1975.

SOBRINHO, E. M. G. **A localização e o grau inovativo das aglomerações industriais relevantes do Brasil**. 2014. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2014.

SOBRINHO, E. M. G.; AZZONI, C. R. Potencial inovativo da indústria nas regiões brasileiras. **Revista Brasileira de Inovação**, v. 15, n. 2, p. 275–304, 2016.

TEECE, D. J. Towards an economic theory of the multiproduct firm. **Journal of Economic Behavior and Organization**, v. 3, n. 1, p. 39–63, 1982.

TEECE, D. J. Profiting from technological innovation: implications for integration, collaboration, licensing and public policy. **Research Policy**, v. 15, n. 6, p. 285–305, 1986.

TESSARIN, M. S. **Cooperação e inovação tecnológica na indústria brasileira: uma análise comparativa entre empresas interativas e não interativas**. 2012. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2012.

TESSARIN, M. S. **O papel da inovação, diversificação e vizinhança setorial no desenvolvimento industrial recente do Brasil**. 2018. Tese (Doutorado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

THÜNEN, J. H. Von. **The isolated state**. New York: Pergamon Press, 1826.

TIMMER, M. P.; SZIRMAI, A. Productivity growth in Asian manufacturing: the structural bonus hypothesis examined. **Structural Change and Economic Dynamics**, v. 11, n. 4, p. 371–392, 2000.

TORRE, A.; GILLY, J.-P. On the analytical dimension of proximity dynamics. **Regional Studies**, v. 34, n. 2, p. 169–180, 1999.

UNCTAD - UNITED NATIONS CONFERENCE ON TRADE AND DEVELOPMENT. **Trade and Development Report 2002**. New York and Geneva: United Nations Conference on Trade and Development, 2002.

VIOTTI, E. B. National Learning Systems A new approach on technological change in late industrializing economies and evidences from the cases of Brazil and South Korea. **Technological Forecasting & Social Change**, v. 69, p. 653–680, 2002.

YOUNDT, M. A.; SNELL, S. A.; DEAN, J. W.; LEPAK, D. P. Human resource management, manufacturing strategy, and firm performance. **The Academy of Management Journal**, v. 39, n. 4, p. 836–866, 1996.