



A DINÂMICA DE *RELATEDNESS* E CAPACIDADES INOVADORAS NAS TECNOLOGIAS DE SEMICONDUTORES NAS REGIÕES BRASILEIRAS

Erick Fernando Feijóo Alonso¹;
Renato de Castro Garcia²;
Suelene Mascarini de Souza Romero³

Resumo: Este artigo investiga como os dispositivos semicondutores influenciam na diversificação regional, entre 1997 e 2021. O foco recai sobre a relevância estratégica dos semicondutores, dada sua importância na transição digital e no interesse recente do governo brasileiro em integrar essa cadeia produtiva altamente especializada. Utilizando dados do INPI, a metodologia adota um índice de densidade de *relatedness* para medir a proximidade tecnológica regional entre as classes tecnológicas e analisar sua influência no ganho, na perda e na manutenção de especialização de novas tecnologias em setores associados a esses dispositivos. Foi também acrescentado uma variável para indicar o efeito dos semicondutores nessa dinâmica. Os resultados revelam que a diversificação tecnológica está fortemente associada ao *relatedness* e, além disso, mostra efeitos dos dispositivos semicondutores na dinâmica regional, tendo uma maior influência na não perda e na manutenção de especializações nas regiões brasileiras.

Palavras-chave: Semicondutor; Geografia econômica; Diversificação Regional; *Relatedness*; Inovação

Código JEL: B52; O33; R11;

Área Temática: Geografia do Conhecimento e da Inovação

The Dynamics of Relatedness and Innovative Capabilities in Semiconductor Technologies in Brazilian Regions

Abstract: This article investigates how semiconductor devices influence regional diversification between 1997 and 2021. The focus is on the strategic relevance of semiconductors, given their importance in the digital transition and the recent interest of the Brazilian government in integrating this highly specialized production chain. Using data from INPI, the methodology adopts a relatedness

¹ Universidade Estadual de Campinas. E-mail: e271168@dac.unicamp.br

² Universidade Estadual de Campinas. E-mail: rcgarcia@unicamp.br

³ Universidade Estadual de Campinas. E-mail: smascarini@gmail.com

density index to measure regional technological proximity and analyze its influence on the gain, loss, and maintenance of specialization in new technologies within sectors associated with these devices. The results reveal that technological diversification is strongly associated with relatedness and, furthermore, show the effects of semiconductor devices on regional dynamics, having a greater influence on the non-loss and maintenance of specializations in Brazilian regions.

Keywords: Semiconductor; Economic Geography; Regional Diversification; Relatedness; Innovation

1. Introdução

A quinta revolução tecnológica, conhecida como Era da Informação e das Telecomunicações pela pesquisadora Carlota Pérez, iniciada em 1971 com o primeiro microprocessador da Intel, consolidou os dispositivos semicondutores como base dessa transformação (Perez, 2002), sustentando tecnologias como IoT, IA e 5G. Esses dispositivos, produzidos a partir de materiais como o silício, são essenciais para circuitos integrados e processamento computacional. Em 2023, o setor movimentou US\$ 526,8 bilhões, destacando-se por sua cadeia de valor global, especializada e interconectada, que impulsiona o progresso tecnológico e gera benefícios econômicos, como aumento de empregos e exportações (BCG e SIA, 2021; SIA, 2024).

A alta complexidade do setor, com demanda crescente por maior desempenho e novas funcionalidades, exige pesados investimentos e modelos de negócios transnacionais. Essa estrutura global foi fundamental para avanços tecnológicos nas últimas décadas, reduzindo custos e melhorando continuamente os produtos (SIA, 2016). Assim, os semicondutores consolidaram sua importância estratégica para a economia e o desenvolvimento tecnológico global (BCG e SIA, 2021).

Nos últimos anos, a estabilidade da cadeia global de semicondutores foi ameaçada por diversos fatores, como a escassez iniciada em 2020 durante a pandemia, tensões geopolíticas envolvendo a invasão da Ucrânia e a rivalidade entre EUA e China. Essas crises expuseram fragilidades nos fluxos comerciais e levaram países a investir na recuperação de suas capacidades produtivas para reduzir a dependência da Ásia (SIA, 2022; SIA, 2024). Grandes potências, como EUA e União Europeia, lançaram programas como o *CHIPS and Science Act*, em 2022 e o *European Chips Act*, em 2023, destinando bilhões de dólares para fortalecer suas indústrias nacionais. No cenário geopolítico, sanções americanas restringiram o acesso da China a semicondutores avançados, forçando o país asiático a investir para alcançar a autossuficiência. Essas medidas reforçam a fragmentação da cadeia global, reconfigurando o equilíbrio econômico e geopolítico do setor (SIA, 2022; SIA, 2024).

No Brasil, a situação não é diferente do restante do mundo. Embora o país ocupe um papel secundário na cadeia, o novo governo, que assumiu em 2023, passou a enxergar o setor como prioritário e adotou medidas para se inserir de forma definitiva nessa cadeia altamente exclusiva. Ainda no mesmo ano, o governo federal reacendeu a discussão sobre a viabilidade do Centro Nacional de Tecnologia Eletrônica Avançada (CEITEC S.A.), a estatal de semicondutores localizada no Rio Grande do Sul (Carvalho, 2023).

Paralelamente, o governo realizou outras iniciativas importantes como a prorrogação do Programa de Apoio ao Desenvolvimento Tecnológico da Indústria de Semicondutores (PADIS) até 2026 inicialmente, reafirmando o compromisso do país em fortalecer esse setor vital. Esse programa oferece incentivos fiscais e financeiros para fomentar a pesquisa, desenvolvimento e produção de semicondutores no Brasil, buscando impulsionar a competitividade da indústria nacional em um mercado global altamente dinâmico, estratégico e cada vez mais volátil. (MCTI; EEAS, 2023). Em 2024, o governo aprovou o Programa Brasil Semicondutores, uma iniciativa que busca fortalecer a capacidade produtiva nacional, reduzir a dependência tecnológica e atrair investimentos estratégicos, além de fazer uma nova prorrogação do PADIS. Esses esforços refletem a crescente percepção da importância dos semicondutores para o desenvolvimento econômico e a soberania tecnológica do país (Câmara, 2024). Embora ainda seja prematura para avaliar os resultados dessa iniciativa para o país, esta pesquisa não tem como objetivo determinar se o Brasil deve ou não integrar a cadeia global de semicondutores. No entanto, torna-se importante tentar compreender como o setor está estruturado no

Brasil, de modo a oferecer sugestões que possam aprimorar as políticas públicas e orientar com maior eficácia futuras iniciativas no setor.

Assim, ao estudar a evolução do setor de semicondutores, essa pesquisa pretende-se analisar esse objeto sob a perspectiva da geografia da inovação, principalmente a ideia de *relatedness*, pois apresenta como uma forma para compreender como as capacidades inventivas regionais existentes, fruto de uma evolução histórica com conhecimento técnico acumulado e infraestrutura tecnológica já instalada, influenciam a diversificação neste setor. Devido a sua característica pervasiva e estando na base de muitos setores, essa análise pode revelar como a interdependência entre tecnologias relacionadas de uma base de conhecimento local pode facilitar a especialização tecnológica no setor de semicondutores (Rotolo *et al.*, 2015; Gambardella *et al.*, 2021; Waßenhoven *et al.*, 2023).

A geografia da inovação, sob a perspectiva evolucionária, analisa como a inovação tecnológica se propaga em diferentes regiões, enfatizando a importância das interações entre os agentes econômicos dentro de uma localidade (Garcia, 2016; Boschma, 2017). Essa abordagem destaca que a diversificação tecnológica não ocorre de maneira uniforme, mas é impulsionada por dinâmicas locais e regionais, na qual a proximidade geográfica facilita a troca de conhecimento, destacando a dimensão tácita (Gertler, 2003), entre empresas e instituições, criando ambientes que favorecem a criação de novas ideias (Boschma, 2017). Nesse contexto, o aprendizado iterativo e a acumulação de conhecimento ao longo do tempo são essenciais para o desenvolvimento econômico regional (Boschma, 2017).

A ideia de *relatedness* emerge como uma ferramenta chave para compreender como as regiões se diversificam e inovam (Boschma e Frenken, 2011; Boschma *et al.*, 2014). Essa ideia pode se referir à proximidade geográfica, cognitiva, tecnológica entre setores ou classes tecnológicas de uma mesma região, sugerindo que setores que compartilham competências e conhecimentos semelhantes têm maior probabilidade de colaborar e se beneficiar mutuamente (Boschma e Frenken, 2011). Essa proximidade facilita a troca de conhecimento, enquanto permite a diversificação para áreas relacionadas de forma menos arriscada e mais eficiente (Boschma, 2017). As regiões, portanto, tendem a expandir suas atividades econômicas para setores adjacentes às suas capacidades existentes (Boschma e Frenken, 2011; Balland *et al.*, 2019), promovendo um desenvolvimento mais sustentável e focado nas suas vantagens competitivas.

Para evitar possíveis desentendimentos e associação com as Regiões brasileiras, que é uma divisão elaborada pelo IBGE, como Norte, Nordeste, para organizar as unidades da federação, deve-se fazer uma breve explicação em relação à palavra “região”. Esse termo, dentro desse arcabouço, é compreendida como uma unidade geográfica com características econômicas, sociais, culturais e institucionais específicas que influenciam, de alguma forma, o processo de inovação local. Ela, no entanto, não significa apenas um espaço físico, mas um ambiente dinâmico onde interações entre empresas, universidades, instituições de pesquisa e governo formam redes que favorecem a criação, a disseminação e a aplicação do conhecimento (Boschma, 2005).

Portanto, o objetivo desta pesquisa é avaliar o efeito dos dispositivos semicondutores na dinâmica regional, analisando o ganho, a perda e a manutenção de uma especialização em uma tecnologia relacionada a esses dispositivos. Para isso, busca-se identificar essas capacidades inventivas preexistentes nessas localidades, considerando as mesorregiões, e analisar quais delas possuem um *portfólio* tecnológico que foi capaz de possibilitar o efeito dos semicondutores diversificação regional naquela localidade. Além disso, pretende-se realizar um mapeamento e detalhamento, explorando as capacidades já presentes nesse setor, considerando as conexões com outras tecnologias, as principais concentrações regionais e a evolução histórica.

A base de dados utilizada para esta pesquisa concentra-se em informações sobre depósitos de patentes no setor de semicondutores no Brasil, entre os anos de 1997 e 2021. Esses dados foram extraídos da base do Instituto Nacional da Propriedade Intelectual (INPI). A estratégia empírica deste estudo adota uma abordagem econométrica baseada nos trabalhos de Rigby (2015) e Balland *et al.* (2019). Esses autores constroem esse índice com base na co-ocorrência de patentes que compartilham duas ou mais classes tecnológicas, ajustando essas contagens pelo número total de patentes que envolvem essas mesmas classes. O modelo proposto ainda incorpora variáveis regionais como variáveis de controle.

A estrutura está organizada da seguinte forma: a primeira seção destaca o arcabouço teórico, apresentando a ideia de *relatedness* e como é entendida na literatura de diversificação regional; a segunda seção apresenta o objeto de estudo, os dispositivos semicondutores; a terceira seção são detalhados pelos aspectos metodológicos, incluindo a base de dados, as estratégias adotadas e os modelos econométricos propostos; a quarta seção apresenta os resultados alcançados pela pesquisa.

2. *Relatedness* e Diversificação Regional

Na última década, a pesquisa sobre a dinâmica da diversificação regional tem avançado significativamente, oferecendo novas perspectivas sobre como e por que as regiões evoluem e se diversificam ao longo do tempo. Em particular, a literatura recente tem se concentrado na ideia de *relatedness* — ou seja, a relação de proximidade ou afinidade entre os diferentes agentes dentro de uma região — desempenha uma função relevante nessa dinâmica. Analisar essa proximidade é importante porque sugere que a presença de características ou fatores comuns entre os elementos de uma região pode facilitar a diversificação, ao mesmo tempo em que define a estrutura e a natureza dessa diversificação. Por exemplo, quando as regiões compartilham atributos semelhantes, como tradições culturais, estruturas econômicas ou ambientes naturais, essas similaridades podem influenciar a forma como novos elementos emergem e se adaptam dentro dessas áreas (Rigby, 2015; Boschma, 2017; Montresor e Quatraro, 2017; Balland e Boschma, 2021).

Como afirma Essletzbichler (2015), a similaridade entre os setores pode ser fundamental para compreender a evolução econômica regional. Enquanto a diversidade setorial pode aumentar o potencial para inovações radicais devido à troca de ideias diferentes, um excesso de dissimilaridade entre os setores pode prejudicar a troca de conhecimentos, pois é necessário algum grau de sobreposição nas bases de conhecimento e competências para uma comunicação eficaz. Assim, o conhecimento dentro de uma região não se propaga para qualquer setor. A literatura sugere que indústrias tecnologicamente relacionadas são mais propensas a aprender umas com as outras. Em contraste, regiões que apresentam setores diversificados, mas não relacionados, tendem a não ter os mesmos benefícios devido à essa distância (Essletzbichler, 2015).

Por vezes, o *relatedness* pode ser entendido como os custos de uma região precisa incorrer ao adotar uma nova tecnologia ou diversificar em um setor (Breschi *et al.*, 2003; Hidalgo *et al.*, 2019). Os custos serão menores quanto maior for a correspondência entre as capacidades necessárias para desenvolver a nova tecnologia e as capacidades já existentes na região. Quanto mais alinhadas forem as tecnologias atuais com as novas, menos arriscado e custoso será para a região desenvolver essas novas tecnologias. Portanto, os estudos indicam que as regiões tendem a se diversificar em atividades que estão intimamente ligadas às suas capacidades existentes, seja em relação à diversificação em novas indústrias e tecnologias (Neffke *et al.*, 2011; Rigby, 2015).

A importância do *relatedness* vai além das simples relações materiais de insumo e produto, ou seja, não se limita à cadeia tradicional de valor em que um produto final é gerado a partir de diversos insumos. Em vez disso, ele explora a complexidade e a profundidade das conexões entre diferentes setores, tecnologias, e competências dentro de um espaço geográfico e econômico (Boschma, 2017; Balland *et al.*, 2019). Como apontado por Hidalgo *et al.*, (2019), a forma como informações e inovações são compartilhadas entre os agentes tornou-se mais importante do que as trocas comerciais diretas. Uma das vantagens dessa noção é prover uma melhor orientação para políticas industriais e evitar erros frequentes, como a construção de projetos inadequados para certos contextos ou o excesso de investimentos em setores já saturados. Além disso, ele também fornece para os formuladores de política pública informações sobre novas oportunidades. Assim, a política industrial não se concentra apenas em identificar setores promissores, mas sim em identificar mecanismos que facilitem o fluxo de conhecimento entre indústrias e regiões (Balland *et al.*, 2019), assim permitindo que essas regiões tenham acesso ao conhecimento de que necessitam e falta em sua base de conhecimento local.

Embora o *relatedness* ofereça uma nova perspectiva sobre o desenvolvimento de cidades, regiões e indústrias, ele sozinho não fornece uma resposta completa para essa complexa questão. Em

vez disso, atua como uma lente através da qual pode-se observar e analisar as dinâmicas de desenvolvimento. Ele ajuda a entender como a proximidade e a interconexão entre diferentes setores econômicos e regiões podem influenciar o crescimento e a diversificação e prover informações valiosas para orientar políticas públicas (Hidalgo *et al.*, 2019)

3. Os Dispositivos Semicondutores

Um semicondutor, como o próprio nome sugere, é um material cujas propriedades de condução elétrica situam-se entre as de um metal e as de um isolante. Os materiais, como o silício, servem de base para a fabricação dos dispositivos semicondutores, que são componentes eletrônicos básicos capazes de controlar e manipular sinais elétricos. Esses dispositivos são acoplados em equipamentos e componentes eletrônicos para realizar uma gama de funções, entre elas o processamento, transmissão e armazenagem de dados. A utilização de dispositivos semicondutores foi essencial para o desenvolvimento da moderna tecnologia da informação e comunicação, permitindo o avanço de sistemas eletrônicos mais compactos e eficientes (Langlois *et al.*, 1988, pp. 8).

A literatura econômica aborda o setor de semicondutores de diversas perspectivas. Nos estudos de desenvolvimento e inovação, o setor emerge como objeto de interesse, destacando a atuação forte do Estado no direcionamento do desenvolvimento industrial. Essa atuação pode ser observada por meio, por exemplo, do apoio a grandes conglomerados, como os *chaebols* na Coreia do Sul, ou a pequenas e médias empresas (PMEs) integradas a multinacionais e, conseqüentemente, às cadeias globais de produção, como em Taiwan. Essa dinâmica entre Estado e setor privado - por vezes, são incluídas as universidades - permitiu tanto a alavancagem tecnológica quanto a expansão dos Sistemas Nacionais de Inovação (SNI) locais (Dibiaggio, Nasiriyar e Nesta, 2014; Hwang e Choung, 2014; Lee e Malerba, 2017; Shih, 2017). Grande parte dessa literatura analisa os processos de *catching-up* de países retardatários ou atrasados, com destaque para os países do Leste Asiático que escolheram a indústria de semicondutores como alavanca para o seu próprio desenvolvimento.

No campo das mudanças tecnológicas e da economia da inovação, os semicondutores são frequentemente discutidos como exemplos paradigmáticos de tecnologias com impacto sistêmico profundo, moldando estruturas econômicas e sociais inteiras. Nesse contexto, a literatura especializada em tecnologia categoriza qualquer tipo de tecnologia de grande interesse em três grupos: Tecnologias Emergentes, Tecnologias de Propósito Geral (GPTs, do inglês *General Purpose Technologies*) e Tecnologias Facilitadoras-Chave (KETs, do inglês *Key Enabling Technologies*). Cada uma dessas categorias apresenta características e dinâmicas distintas, que desempenham papéis complementares nos processos de inovação e transformação econômica (Rotolo *et al.*, 2015; Gambardella *et al.*, 2021; Waßenhoven *et al.*, 2023). Como GPTs, esses dispositivos possuem aplicação pervasiva e têm a capacidade de impulsionar avanços em uma ampla gama de setores (Helpman, 1998; Bresnahan, 2010). Como KETs, viabilizam soluções para desafios específicos, especialmente em contextos multidisciplinares, ao integrar conhecimentos de distintas áreas, como física, química e nanotecnologia (Montresor e Quatraro, 2017; Waßenhoven *et al.*, 2023). Por fim, como Tecnologias Emergentes, os avanços recentes em *design* e materiais posicionam os semicondutores nessa categoria, particularmente em áreas de fronteira tecnológica, como o desenvolvimento ainda incipiente de semicondutores quânticos ou orgânicos (Rotolo *et al.*, 2015).

No campo das mudanças tecnológicas e da economia da inovação, os semicondutores são frequentemente discutidos como exemplos paradigmáticos de tecnologias com impacto sistêmico profundo, moldando estruturas econômicas e sociais inteiras. Nesse contexto, a literatura especializada em tecnologia categoriza qualquer tipo de tecnologia de grande interesse em três grupos: Tecnologias Emergentes, Tecnologias de Propósito Geral (GPTs, do inglês *General Purpose Technologies*) e Tecnologias Facilitadoras-Chave (KETs, do inglês *Key Enabling Technologies*). Cada uma dessas categorias apresenta características e dinâmicas distintas, que desempenham papéis complementares nos processos de inovação e transformação econômica (Rotolo *et al.*, 2015; Gambardella *et al.*, 2021; Waßenhoven *et al.*, 2023).

O estudo de Montresor e Quatraro (2017) busca trazer essa discussão para a literatura de diversificação regional e *relatedness*, que foi revisada no capítulo anterior, apontando para a aplicação horizontal em toda a base de conhecimento de uma economia nacional ou regional e a complementaridade entre invenções e aplicações em seu desenvolvimento. Em seu artigo, os autores investigam o papel das KETs na diversificação tecnológica. Segundo os resultados deles, as KETs reduzem a influência do *relatedness*, permitindo que regiões desenvolvam novas especializações tecnológicas sem estarem fortemente ancoradas no conhecimento preexistente. No artigo de Antonietti e Montresor (2021), os autores, seguindo uma investigação semelhante, afirmam que as KETs facilitam a diversificação tecnológica ao fornecerem tecnologias transversais que podem ser aplicadas em múltiplos setores. Porém, apenas a presença de KETs na região não é suficiente para impulsionar a diversificação. O uso efetivo dessas tecnologias por outros setores na região (medido pelo número de citações de patentes KETs por outras patentes regionais) é o principal fator que impulsiona a diversificação regional. Portanto, a aplicação prática por diferentes setores contribui para novas especializações.

Com uma abordagem diferente, Montresor, Orsatti e Quatraro (2022) também focam nos efeitos das KETs e GPTs na inovação tecnológica em nível regional. Usando uma estratégia econométrica com variáveis instrumentais, os resultados apontam para KETs como eficazes na geração de inovações. Além disso, os autores ressaltam a importância dessas tecnologias na inovação regional do que a níveis maiores, como nacionais ou globais, significando que elas ajudam regiões a adotar e adaptar tecnologias desenvolvidas em outros lugares, mas têm um impacto menor na criação de inovações globais inéditas.

Em Wessendorf, Kopka e Fornahl (2025), os resultados mostram que o efeito das KETs na inovação varia entre as tecnologias. Algumas promovem diversificação e crescimento do conhecimento, enquanto outras podem ter efeitos negativos ou neutros. Essas tecnologias têm uma posição central, segundo os autores, na rede conhecimento, impulsionando a inovação ao conectar diferentes campos tecnológicos e facilitar a recombinação de conhecimento. A especialização regional em KETs tende a aumentar a produção de conhecimento cumulativo, mas pode reduzir a diversificação da base regional.

Os dispositivos semicondutores são produtos complexos e essenciais para o funcionamento de dispositivos eletrônicos de consumo do dia a dia, equipamentos de comunicação e computação, além de equipamentos cada vez mais sofisticados utilizados em todos os setores econômicos: aeroespacial, automotivo, financeiro, médico e varejista, entre outros. Os usuários finais dependem de uma cadeia de suprimentos globalmente integrada, composta pelas seguintes atividades: pesquisa e desenvolvimento (P&D), *design*, fabricação, montagem, testes, embalagem e distribuição. A execução de cada uma dessas atividades exige alto nível de especialização e oferece uma oportunidade de agregar valor significativo. Assim, a cadeia de suprimentos se transforma em uma cadeia de valor, em que cada atividade contribui para a vantagem competitiva do produto final (SIA, 2016). A indústria é estruturada de maneira única para aproveitar ao máximo as habilidades diversas e especializadas dos recursos humanos e as vantagens locais dos países participantes. Canadá, países europeus e Estados Unidos tendem a se especializar no *design* de semicondutores, além da fabricação de alto nível. Japão, Estados Unidos e alguns países europeus se especializam no fornecimento de equipamentos e matérias-primas. China, Taiwan, Malásia e outros países asiáticos se concentram em fabricação, montagem, testes e embalagem. Canadá, China, Alemanha, Índia, Israel, Cingapura, Coreia do Sul, Reino Unido e Estados Unidos são importantes polos de pesquisa e desenvolvimento em semicondutores (SIA, 2016).

A grande controvérsia dessa estrutura global, que é conhecida pela literatura de Cadeia Global de Valor (CGV), está relacionado que a sua criação envolve pressões consideráveis de poder político e econômico exercido por empresas dominantes e seus parceiros localizados em diferentes posições geoestratégicas dentro da cadeia de valor. A política do CGV implica numa hierarquia de poder que é possibilitada pela segmentação de *design* e manufatura. Os atores mais altamente lucrativos dentro desta cadeia são as empresas transnacionais, estreitamente concentradas no topo da hierarquia ou pirâmide da cadeia de valor, que são detentores dos direitos de propriedade intelectual para o *design*, marca e *marketing* do produto. Reforçadas pela política da lei nacional e internacional de patentes,

essas corporações, no topo da pirâmide da cadeia de valor, são capazes de alavancar sua propriedade de atividades de alto valor, de modo que os custos sejam empurrados ainda mais para baixo da cadeia de valor, impactando as margens de lucro de outros atores que competem entre si para subir a escada dessa cadeia ou para evitar que caiam totalmente dela. Isso reflete a famosa “curva sorriso”, em que as atividades de *design*, de P&D, no início, as atividades de distribuição e *marketing*, no final, e alguns serviços de apoio, como fornecedores de IP, EDA e de equipamentos para a produção, geram mais valor agregado ao longo da cadeia, enquanto as etapas intermediárias, como a manufatura e montagem, teste e empacotamento, além dos fornecedores de matéria-prima tendem a agregar menor valor (Gereffi, 2005; Cox e Wartenbe, 2018).

Além disso, uma série de fatores emergentes passou a ameaçar a estabilidade e a continuidade desse modelo de escala global. A ampla escassez desses dispositivos, que começou no final de 2020 durante a pandemia do coronavírus, destacou o quão indispensáveis os semicondutores são na economia atual. Além disso, as crescentes tensões geopolíticas entre as potências, causado pela invasão russa à Ucrânia e a rivalidade entre Estados Unidos e China expuseram fragilidades e as dependências nos fluxos internacionais de comércio desses dispositivos (SIA, 2022; SIA, 2024). Nos últimos, governos de diversos países têm feito inúmeros investimentos para diminuir a dependência das capacidades manufatureiras do Leste Asiático. Apesar de que o país ocupe um papel secundário na cadeia, o governo brasileiro passou a enxergar o setor como prioritário e adotou medidas para se inserir de forma definitiva nessa cadeia altamente exclusiva, realizando diversas medidas para isso.

Embora ainda seja prematura para avaliar os resultados dessa iniciativa para o país, esta pesquisa não tem como objetivo determinar se o Brasil deve ou não integrar a cadeia global de semicondutores. No entanto, torna-se importante tentar compreender como o setor está estruturado no Brasil, de modo a oferecer sugestões que possam aprimorar as políticas públicas e orientar com maior eficácia futuras iniciativas no setor.

4. Metodologia e Dados

A pesquisa tem como inspiração os passos de Rigby (2015), Balland *et al.*, (2019) e Balland e Boschma (2021) para fazer a medição da densidade de *relatedness* entre as classes de patentes. Usando as informações fornecidas por Dibiaggio *et al.* (2014), foi identificado os códigos de patentes espaço tecnológico dos semicondutores, o que possibilitou realizar a coleta dos dados.

O cálculo de *relatedness* mede o grau de conexão ou proximidade entre elementos (como tecnologias, setores econômicos ou atividades) com base em suas interações ou características compartilhadas. Esse conceito é calculado em etapas que geralmente incluem as seguintes: a construção da Matriz de Proximidade, a construção da Matriz da Região e Tecnologia e o cálculo da densidade em si.

A Matriz de Proximidade R_{ij} tem a função de medir o grau de relação entre tecnologias com base na co-ocorrência em depósitos de patentes. Essa matriz, também conhecida como *knowledge space*, tem a forma de $n \times n$, onde cada nó i (sendo, $i = 1, 2, \dots, n$) representa uma classe de patente (ou categoria tecnológica) seja no sistema IPC ou no CPC. As ligações entre essas classes indicam o grau de *relatedness* entre elas, sendo frequentemente calculadas com base em métricas de co-ocorrência.

Adicionalmente, é criada a Matriz de Região e Tecnologias M_{irt} , $n \times r$, que avalia a presença de tecnologias (i) em diferentes regiões (r) e períodos (t). Essa matriz pode ser binária (presença/ausência) ou contínua (intensidade de especialização) e é usada para calcular indicadores como densidade de *relatedness* e vantagem tecnológica revelada (RTA).

Essa medida da produção de conhecimento para uma tecnologia i em uma região r no período t é calculada com base no grau de *relatedness* tecnológico da tecnologia i com todas as demais tecnologias j em que a região r possui vantagem tecnológica revelada (RTA, *Revealed Technological Advantage*). Esse valor é então normalizado pela soma do *relatedness* tecnológico da tecnologia i com todas as demais tecnologias j existentes no Brasil. Esse cálculo reflete a intensidade da presença de

tecnologias relacionadas em uma região específica, indicando o potencial da região para desenvolver ou expandir sua produção de conhecimento em relação à tecnologia i :

$$RELATEDNESS_DENSITY_{i,r,t} = \frac{\sum_{j \in r, j \neq i} R_{ij} * M_{jrt}}{\sum_{j \neq i} R_{ij}} \quad (1)$$

Já o RTA é uma métrica usada para identificar a especialização tecnológica de uma região, país ou setor em relação a uma área específica do conhecimento ou tecnologia. Inspirado pelo conceito de vantagem comparativa revelada (RCA) na área de economia internacional, ele mede a intensidade relativa de produção tecnológica de uma região em determinada área, comparando-a com a média global ou nacional, assumindo o valor 1 quando uma região possui uma porção maior de patentes na classe tecnológica i que a porção do país como um todo. E assume 0, quando é menor ou igual. Portanto, uma região r que está relativamente mais especializada numa dada tecnologia i , o RTA igual a 1 se:

$$\frac{patents_{r,i}^t / \sum_i patents_{r,i}^t}{\sum_r patents_{r,i}^t / \sum_r \sum_i patents_{r,i}^t} > 1 \quad (2)$$

Segundo Balland e Boschma (2021), a densidade de *relatedness* é uma das variáveis independentes do modelo a ser testado. Além disso, foram incluídas variáveis de controle baseadas em dados regionais. Os modelos econométricos propostos podem ser representados pelas seguintes especificações:

$$ENTRY_{r,i,t} = \beta_1 RELATEDNESS_DENSITY_{i,r,t-1} + \beta_4 REGIONS_{r,t-1} + \varphi_r + \alpha_t + \varepsilon_{r,i,t} \quad (3)$$

$$EXIT_{r,i,t} = \beta_1 RELATEDNESS_DENSITY_{i,r,t-1} + \beta_4 REGIONS_{r,t-1} + \varphi_r + \alpha_t + \varepsilon_{r,i,t} \quad (4)$$

$$PERSISTENCE_{r,i,t} = \beta_1 RELATEDNESS_DENSITY_{i,r,t-1} + \beta_4 REGIONS_{r,t-1} + \varphi_r + \alpha_t + \varepsilon_{r,i,t} \quad (5)$$

A variável $REGIONS_{r,t-1}$ é um vetor que resume a gama de características regionais observáveis que variam ao longo do tempo. Os autores dos artigos utilizaram: PIB *per capita*, densidade demográfica, nível educacional e investimento em P&D de cada região para testar o modelo. A próxima seção explora quais foram as variáveis consideradas, de acordo com a realidade do Brasil, pois nem todas as variáveis estão disponíveis para as regiões brasileiras, portanto há a necessidade de se fazer algumas adaptações. A especificação básica é um modelo de efeitos fixos, onde φ_r é um efeito fixo de semicondutores, α_t é um efeito fixo temporal e $\varepsilon_{r,i,t}$ é um resíduo de regressão. As variáveis *ENTRY*, *EXIT* e *PERSISTENCE* são as variáveis dependentes a serem testadas. Elas identificam, dadas algumas condições no RTA, se houve, respectivamente, a entrada, a saída e a continuidade da especialização de determinada tecnologia i em uma região r durante o período t .

A base de dados selecionada foi o BADEPI do INPI. Os critérios para se organizar a base de dados, refletem três perguntas a serem feitas para esse tipo de pesquisa: (1) qual a localização deve-se considerar; (2) como será feita a contagem dos dados de patentes; e (3) qual é o nível geográfico de interesse. Para essa pesquisa, foi escolhida a localização dos inventores, em vez da localização do

depositante. O foco no inventor proporciona uma visão mais precisa da origem da atividade tecnológica, refletindo os esforços inventivos dentro de uma região específica (Mota, 2022). O segundo critério escolhido é a abordagem de Contagem Total, devido à sua simplicidade interpretativa e à lógica subjacente de que, ao associar patentes à inovação, o conhecimento é compartilhado em sua totalidade, e não fracionado (Mota, 2022). O terceiro critério adotado é o de nível das mesorregiões.

Agora, entrando na parte das variáveis, as variáveis dependentes são: “*entrada*”, “*saída*” e “*persistência*”, com base nas três formas de considerar se houve uma entrada, saída e a continuidade de uma tecnologia dentro de uma região, que foram explicadas na seção anterior. O próximo capítulo mostra algumas informações sobre essas três variáveis.

A principal variável independente é a densidade de *relatedness*, captando a proximidade entre as tecnologias dentro de uma região em particular. Essa variável foi incluída nos modelos, como “*densrelat*”. E, assim como a variável anterior, será abordada algumas informações sobre ela e de cada matriz envolvida na sua construção no próximo capítulo.

Também foram incluídas algumas variáveis regionais, refletindo os dados das mesorregiões, como variáveis independentes, selecionadas com base em justificativas teóricas encontradas na literatura sobre diversificação regional. Essas variáveis, que atuam como variáveis de controle, foram escolhidas para refletir as particularidades de cada região, garantindo que fatores contextuais capazes de influenciar a relação estudada sejam adequadamente considerados. São elas:

Quadro 1 - Variáveis de controle regionais

Variáveis	Nome no modelo	Intervalo	Fonte
Densidade Demográfica	densdem	1997-2021	IBGE
PIB per capita	pibpercapita	1997-2021	IBGE
PIB industrial	prodind	1996; 1999-2021	IBGE
Quantidade de trabalhadores da atividade 26 da CNAE 2.0	trab	1997-2021	RAIS
Quantidade de universidades	uni	1997-2021	INEP
Estoque de Conhecimento na classe H01	volume_h01	1997-2021	INPI

Fonte: Elaborado pelo autor

A densidade demográfica reflete a influência da concentração geográfica da atividade econômica sobre a inovação. Densidades elevadas favorecem a criação, disseminação e transmissão de conhecimento por meio de interações diretas, alinhadas à perspectiva evolucionária neoschumpeteriana (Charlot e Duranton, 2004; Crescenzi *et al.*, 2012). O PIB *per capita* indica a riqueza relativa das mesorregiões e serve como proxy da capacidade de inovação regional, evidenciando a relação entre progresso econômico e inovação (Greunz, 2003; Rodríguez-Pose e Wilkie, 2019). O PIB industrial reflete a importância das atividades manufatureiras, particularmente relevantes para o progresso tecnológico e a inovação urbana (Capello *et al.*, 2012). Os Empregos na atividade 26 (CNAE), que abrange a fabricação de equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos, foi acrescentada, pois há uma correlação positiva entre a proporção de empregos, especialmente no setor industrial, e o nível de inovação no âmbito urbano (Carlino *et al.*, 2007). E, por último, a inclusão da quantidade de universidades é uma tentativa de servir como *proxy* para capturar o grau de educação de cada mesorregião, como um reflexo do capital humano (Rodríguez-Pose e Crescenzi, 2008).

Para avaliar de forma mais robusta o efeito das tecnologias associadas ao campo tecnológico dos semicondutores, foi adotado um procedimento utilizado na literatura, servindo como um teste de robustez. O teste é baseado no trabalho de Colombelli e Quatraro (2017). Os autores criam uma nova variável independente, que representa a quantidade de uma determinada tecnologia de interesse, e avaliam os efeitos causados pela presença desta tecnologia, ou o que eles chamam de estoque de

conhecimento, sobre as variáveis dependente binárias. A hipótese dos autores é considerar os *spillovers* dessa tecnologia sobre as demais tecnologias. Para incorporar essa hipótese, foi criada uma nova variável independente: “volume_h01”, indicando o estoque de conhecimento, ou a quantidade de patentes, da classe tecnológica associada aos dispositivos semicondutores.

5. Resultados

A base de dados utilizada para a execução dos modelos foi estruturada em formato de painel, considerando a classe tecnológica, a mesorregião e o período analisado. As variáveis independentes, com exceção da densidade de *relatedness*, foram transformadas por meio de logaritmização, com o objetivo de atenuar a alta assimetria em suas distribuições. Além disso, todas as variáveis foram incorporadas aos modelos com uma defasagem temporal. A Tabela 1 mostra esses dados na tabela, porém alocados nas unidades da Federação

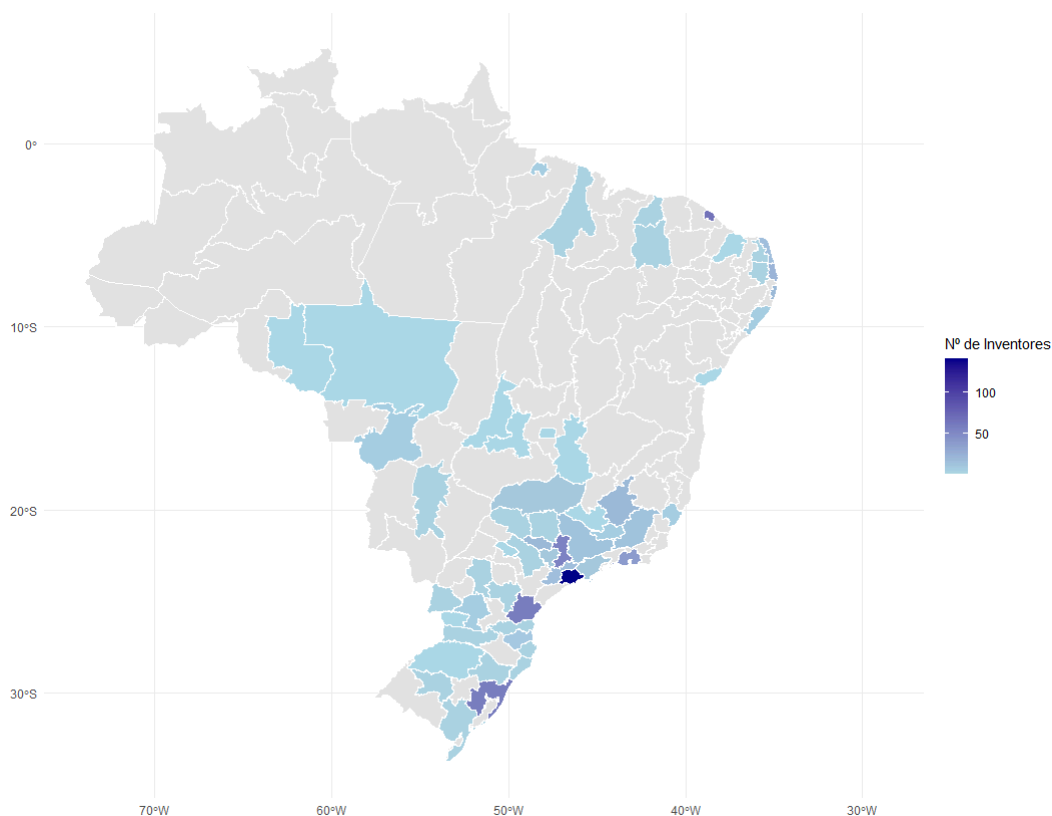
Tabela 1 - Distribuição das patentes por estado brasileiro, considerando os inventores (1997-2021)

Região / Estado	1997-2001	2002-2005	2006-2009	2010-2013	2014-2017	2018-2021	Total	Total (%)
Região Sudeste	23	35	80	54	83	99	374	51,87%
<i>São Paulo</i>	17	28	54	47	55	62	263	36,48%
<i>Minas Gerais</i>	3	2	12	4	12	32	65	9,02%
<i>Rio de Janeiro</i>	3	5	12	2	16	2	40	5,55%
<i>Espírito Santo</i>	0	0	2	1	0	3	6	0,83%
Região Sul	8	29	49	20	52	16	174	24,13%
<i>Paraná</i>	4	25	5	7	27	11	79	10,96%
<i>Rio Grande do Sul</i>	0	2	36	11	15	5	69	9,57%
<i>Santa Catarina</i>	4	2	8	2	10	0	26	3,61%
Região Nordeste	0	10	4	19	83	33	149	20,67%
<i>Ceará</i>	0	7	0	2	51	5	65	9,02%
<i>Paraíba</i>	0	0	0	6	6	14	26	3,61%
<i>Rio Grande do Norte</i>	0	0	0	5	15	1	21	2,91%
<i>Pernambuco</i>	0	3	3	1	5	8	20	2,77%
<i>Alagoas</i>	0	0	0	5	2	0	7	0,97%
<i>Maranhão</i>	0	0	0	0	0	5	5	0,69%
<i>Piauí</i>	0	0	0	0	4	0	4	0,55%
<i>Bahia</i>	0	0	1	0	0	0	1	0,14%
Região Centro-Oeste	0	2	0	1	9	4	16	2,22%
<i>Mato Grosso</i>	0	0	0	0	6	2	8	1,11%
<i>Mato Grosso do Sul</i>	0	2	0	0	3	0	5	0,69%
<i>Goiás</i>	0	0	0	1	0	1	2	0,28%
<i>Distrito Federal</i>	0	0	0	0	0	1	1	0,14%
Região Norte	0	2	2	1	3	0	8	1,11%
<i>Pará</i>	0	2	2	1	2	0	7	0,97%
<i>Rondônia</i>	0	0	0	0	1	0	1	0,14%
Total no Brasil	31	78	135	95	230	152	721	100,00%

Fonte: Elaborado pelo próprio autor

Usando as informações fornecidas por Dibiaggio *et al.* (2014), foi identificado os códigos de patentes espaço tecnológico dos semicondutores, o que possibilitou realizar a coleta dos dados. O código do IPC para os dispositivos de semicondutores é H01L. Com esse código, no período de 1997 a 2021, foram identificados 1.334 depósitos de patentes no campo tecnológico dos dispositivos de semicondutores. Desses 1.334 depósitos de patentes, foram encontrados 4.279 inventores dessas, sendo 721 residentes no Brasil. A Figura 1 mostra no mapa a distribuição desses residentes pelo país.

Figura 1 - Mapa da distribuição dos inventores pelas mesorregiões



Fonte: Elaborado pelo próprio autor

A Região Sudeste concentra a maior parcela, com mais da metade dos inventores localizados nessa área. O estado de São Paulo se destaca particularmente, respondendo por 36,48% de todos os inventores do país. Dessa porcentagem, 32% dos inventores estão concentrados nas mesorregiões: Metropolitana de São Paulo; Campinas; Araraquara; e Macro Metropolitana Paulista. Minas Gerais detém 9,02% dos inventores residentes, a quarta maior parcela do país. Desses 9,02%, 7,59% estão concentrados na Metropolitana de Belo Horizonte; Sul e Sudoeste de Minas; Zona da Mata; Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba.

Em segundo lugar, a Região Sul concentra pouco menos de um quarto do total de inventores de semicondutores, com destaque para os estados do Paraná e do Rio Grande do Sul como principais polos, tendo, respectivamente, as parcelas de 10,96% e 9,57% que são as segunda e terceira maiores do país. As mesorregiões mais relevantes são aquelas onde estão localizadas as capitais de seus estados: Metropolitana de Curitiba, com 8,00%, e Metropolitana de Porto Alegre, com 8,28%.

Em terceiro lugar, a Região Nordeste apresenta uma participação significativa, com mais de 20% dos inventores localizados nessa área, em especial o estado do Ceará, com 9,02%, parcela igual a de Minas Gerais, em especial a Metropolitana de Fortaleza, que detém 8,97%, sendo a segunda maior porção do país. As mesorregiões onde estão localizadas as capitais da Paraíba (Mata Paraibana, com 3,17%), de Pernambuco (Metropolitana de Recife, com 2,76%) e do Rio Grande do Norte (Leste

Potiguar, com 2,34%) também mostraram ter um valor relativamente alto, comparando com outras mesorregiões.

As Regiões Norte e Centro-Oeste, por sua vez, apresentam uma participação bastante limitada nos dados coletados, com nenhum estado demonstrando alguma relevância nas capacidades de invenção nesse campo. Juntas, as Regiões Norte e Centro-Oeste representam menos de 3,5% do total de inventores identificados, indicando a necessidade de políticas públicas específicas para incentivar o desenvolvimento de competências tecnológicas nessas localidades.

Ao longo do período analisado, as regiões Sudeste e Sul se consolidaram como os principais polos concentradores de inventores associados a patentes de semicondutores no Brasil. O Sudeste, impulsionado por estados como São Paulo e Minas Gerais, manteve-se como o epicentro da atividade inventiva no setor, enquanto o Sul, particularmente o Rio Grande do Sul e Paraná, também teve uma contribuição expressiva, embora em menor escala. No entanto, nos últimos anos, a região Nordeste, com destaque para o estado do Ceará, começou a se destacar nesse cenário, alcançando uma performance notável, permitindo que breve possa ultrapassar a Região Sul.

Indo para os modelos, os trabalhos de Rigby (2015), Balland *et al.*, (2019) e Balland e Boschma (2021) utilizam a abordagem estatística de Modelo de Probabilidade Linear (MPL) para modelar variáveis dependentes binárias. Esta pesquisa, entretanto, optou por empregar Modelos Probit, uma abordagem mais adequada por considerar explicitamente a natureza não linear da relação entre as variáveis independentes e a probabilidade do evento de interesse. Optou-se por utilizar os códigos de patente com dois níveis. Assim, o código do IPC, que representa os dispositivos de semicondutores, o H01L, passou-se a considerar apenas o H01, que se refere a elementos elétricos básicos, para realizar a parte da modelagem e testagem, assim como para construir essas duas matrizes comentadas na seção anterior.

Juntamente com o Modelo Probit, a base de dados em painel foi estruturada de forma a capturar os efeitos fixos, permitindo controlar heterogeneidades não observadas, como características constantes ao longo do tempo, específicas dos estados onde estão localizadas as mesorregiões ou das classes tecnológicas.

Uma distinção deste trabalho, em relação à literatura, é que o foco foi direcionado exclusivamente às tecnologias associadas aos dispositivos semicondutores, e optou-se por realizar os procedimentos econométricos com uma base limitada às tecnologias relacionadas a esse campo para avaliar o impacto desta tecnologia. Enquanto, os demais trabalhos sobre diversificação regional e tecnológica, de forma geral, analisam todos os setores ou tecnologias com o objetivo de compreender o grau de proximidade ou similaridade entre eles.

As Tabelas 2, 3 e 4 demonstram alguns modelos com base nas três variáveis dependentes, considerando toda a base de dados. A inclusão e exclusão de variáveis foram realizadas de forma a avaliar o efeito de cada variável no desempenho geral dos modelos e identificar a configuração que proporcionasse os melhores resultados.

Observando os resultados da Tabela 2, percebe-se que o Modelo 5 apresenta uma performance ligeiramente superior aos demais, considerando os três indicadores de desempenho. No entanto, algumas variáveis, como a densidade de *relatedness*, apresentam um nível de significância menor, se comparado com os outros modelos. Diante disso, o Modelo 4 surge como a melhor escolha, pois, embora tenha um ajuste ligeiramente inferior, apresenta maior robustez nas variáveis significativas, mantendo um bom equilíbrio entre desempenho e interpretação dos resultados.

Como o modelo Probit não fornece diretamente informações sobre o grau de efeito das mudanças nas variáveis, foram calculados os efeitos marginais para interpretar o efeito de cada variável sobre a probabilidade do evento.

O efeito marginal da densidade de *relatedness* indica que um aumento de uma unidade nessa variável resulta em um aumento de 0,6054 pontos percentuais na probabilidade de entrada em uma especialização tecnológica. O valor de p extremamente baixo ($p < 0.0001$) sugere que esse efeito é altamente significativo. Quanto à densidade demográfica, o efeito marginal é de 0,0071 pontos percentuais, o que implica que um aumento de uma unidade no logaritmo da densidade demográfica eleva a probabilidade do evento, embora o valor de p (0,0682) seja ligeiramente superior ao nível de significância de 0,05, indicando uma significância estatística mais fraca, mas ainda marginalmente

significativa. O PIB per capita tem um efeito marginal de 0,0325 pontos percentuais, ou seja, um aumento de uma unidade no logaritmo do PIB per capita aumenta a probabilidade do evento em 0,0325 pontos percentuais. O valor de p (0,0009) reforça a alta significância estatística desse efeito. Finalmente, a quantidade de trabalhadores da atividade 26 apresenta um efeito marginal de 0,0081 pontos percentuais, significando que um aumento de uma unidade no logaritmo da taxa de trabalho eleva a probabilidade de entrada em 0,0081 pontos percentuais. O valor de p (0,0001) é igualmente muito baixo, indicando um efeito estatisticamente significativo.

Tabela 2 - Resultados dos modelos de ENTRADA, considerando somente as tecnologias relacionadas

Variável Dependente	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>entrada</i>					
Modelo de Estimação	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT
Efeitos fixos	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica
<i>densrelat</i>	3,82156*** (0,781697)	2,024583* (1,012678)	1,925667* (0,968467)	1,861176* (0,942767)	1,851095. (0,974144)
<i>densdem</i>		0,110922** (0,039627)	0,090679. (0,046739)	0,086246* (0,043305)	0,059983 (0,040312)
<i>pibpercapita</i>		0,228686*** (0,061279)	0,140478 (0,111969)	0,194057** (0,069609)	0,162614* (0,082275)
<i>prodind</i>			0,042621 (0,051635)		
<i>trab</i>				0,019834 (0,016362)	
<i>uni</i>					0,090546 (0,060454)
Observações	7.491	7.491	7.491	7.491	7.491
Log-Likelihood	-3.105,5	-3.093,6	-3.082,9	-3.082,4	-3.080,5
Adj. Pseudo R²	0,04384	0,04986	0,049766	0,04994	0,0505
BIC	6.630,2	6.604,4	6.611,9	6.610,8	6.607,1

Fonte: Elaborado pelo autor

De acordo com a Tabela 3, pode-se concluir que a melhor opção é o Modelo 4, pois tem o maior R² ajustado, maiores níveis de significância, menor critério BIC e um bom *Log-Likelihood*. Neste modelo, a densidade de *relatedness* tem um impacto negativo e significativo na variável dependente, o que sugere que quanto maior for essa variável, menor a probabilidade de uma região deixar de ser especializada em uma tecnologia. A produção industrial mostra um efeito negativo altamente significativo, indicando que um aumento na produção industrial também está associado a uma menor probabilidade de saída da tecnologia. A quantidade de trabalhadores da atividade 26 também tem um efeito negativo, mas menos pronunciado, sugerindo que a variável relacionada ao trabalho também influencia negativamente o evento.

Após o cálculo dos efeitos marginais do Modelo 4, observa-se que um aumento de uma unidade na densidade de *relatedness* passada reduz a probabilidade de ocorrência do evento de uma região deixar de ser especializada em 0,4745 pontos percentuais. Esse efeito é negativo e

estatisticamente significativo ($p < 0,0001$). Além disso, o efeito marginal da produção industrial é de -0,0364, indicando que um aumento de uma unidade nesta variável resulta em uma redução de 0,0364 pontos percentuais na probabilidade de saída, com significância estatística ($p = 0,0071$). Finalmente, o efeito marginal da quantidade de trabalhadores da atividade 26 é de -0,0265, o que implica que um aumento de uma unidade na quantidade de trabalhadores reduz a probabilidade do evento ocorrer em 0,0265 pontos percentuais. Esse efeito também é estatisticamente significativo ($p < 0,0001$).

Tabela 3 - Resultados dos modelos de SAIDA, considerando somente as tecnologias relacionadas

Variável Dependente	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>saída</i>					
Modelo de Estimação	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT
Efeitos fixos	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica
<i>densrelat</i>	-2,24048** (0,722619)	-1,480835* (0,604828)	-1,382306* (0,235462)	-1,309766* (0,640717)	-1,316102* (0,641557)
<i>densdem</i>		-0,169947*** (0,038777)	-0,094686** (0,031458)		
<i>pibpercapita</i>		-0,468095** (0,157620)			
<i>prodind</i>			-0,171871*** (0,052138)	-0,151658*** (0,012922)	-0,111836*** (0,030315)
<i>trab</i>				-0,053818** (0,017529)	-0,041763. (0,023001)
<i>uni</i>					-0,088428 (0,060588)
Observações	1.882	1.882	1.882	1.882	1.882
Log-Likelihood	-1.169,1	-1.136,3	-1.135,1	-1.133,8	-1.133,0
Adj. Pseudo R²	0,055677	0,079589	0,080561	0,081578	0,081378
BIC	2.685,0	2.634,6	2.632,1	2.629,4	2.635,5

Fonte: Elaborado pelo autor

Com base na Tabela 4, o Modelo 1 destaca-se como a melhor escolha. Apesar de incluir apenas uma variável independente, seus indicadores de desempenho estão entre os melhores dentre os cinco modelos analisados. Embora o Modelo 3 tenha apresentado ligeiramente melhores resultados nos critérios de *Log-Likelihood*, a inclusão de uma variável independente não significativa teve efeito mínimo nos resultados.

A variável densidade de *relatedness* apresenta um coeficiente positivo e altamente significativo, indicando que ela no período anterior exerce uma influência robusta e positiva sobre a probabilidade de persistência, ou seja, isso sugere que quanto maior for a densidade de tecnologias relacionadas, maiores são as chances dessa região continuar sendo especializada em uma determinada tecnologia. Por outro lado, as demais variáveis incluídas no modelo não demonstraram significância estatística, sugerindo que elas não possuem impacto relevante na explicação da persistência dentro do contexto analisado.

A análise dos efeitos marginais revela que a variável densidade de relatedness possui um efeito marginal médio de 1,5386, o que significa que, em média, um aumento unitário na densidade relativa está associado a um aumento de aproximadamente 1,54 pontos percentuais na probabilidade de persistência. Esse efeito é estatisticamente significativo, com um erro padrão de 0,0405, resultando em um valor z de 38,03 e um p-valor menor que 0,0001, indicando uma robusta evidência estatística.

Tabela 4 - Resultados dos modelos de PERSISTENCIA, considerando somente as tecnologias relacionadas

Variável Dependente	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>persistencia</i>					
Modelo de Estimação	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT
Efeitos fixos	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica
<i>densrelat</i>	14,0922*** (1,51223)	13,997502*** (1,75186)	14,341860*** (1,787361)	14,166169*** (1,802487)	14,246670*** (1,805439)
<i>densdem</i>		0,025921 (0,069006)			
<i>pibpercapita</i>		-0,047010 (0,124506)			
<i>prodind</i>			-0,030509 (0,054769)		
<i>trab</i>				-0,004255 (0,030413)	
<i>uni</i>					-0,024417 (0,124060)
Observações	6.990	6.990	6.990	6.990	6.990
Log-Likelihood	-1.389,3	-1.389,0	-1.388,6	-1.389,2	-1.389,0
Adj. Pseudo R²	0,426932	0,426243	0,42678	0,426554	0,426638
BIC	3.185,7	3.202,9	3.193,4	3.194,5	3.194,1

Fonte: Elaborado pelo autor

Como comentado na seção de metodologia, foi realizado também uma nova estimação, baseado no trabalho de Colombelli e Quatraro (2017). Houve a inclusão da variável “volume_h01”, que representa o estoque de conhecimento, ou a quantidade de patentes, da classe tecnológica associada à classe H01 do período imediatamente anterior. A hipótese a ser considerada é de que os *spillovers* dessa tecnologia tem algum efeito nas outras tecnologias relacionadas. O teste foi feito considerando a base com a restrição às tecnologias relacionadas. Para mitigar problemas de assimetria e heterocedasticidade, a nova variável foi transformada por meio de logaritmização. Para realizar esse teste, optou-se por escolher dois modelos dos cinco testados para cada variável. Optou-se por escolher o Modelo 2 de cada variável por apresentar indicadores de desempenho relativamente bons, e o que foi considerado o melhor.

Observando os resultados da Tabela 2 e 5, a inclusão da variável de quantidade de tecnologias da classe H10 nos modelos de Entrada melhora estatisticamente somente o Modelo 2, tendo essa

variável um nível de significância marginal enquanto no Modelo 4 não demonstra ter melhorado o desempenho geral e não teve um nível de significância alto. Nota-se que a diferença entre os modelos é a inclusão da variável “trab” no quarto modelo, o que não causou a melhora no desempenho.

Nos modelos de Saída, observa-se uma melhora substancial com a inclusão da nova variável, especialmente no Modelo 4 da Tabela 5 em comparação ao mesmo modelo na Tabela 3. Com a nova variável, o modelo apresenta uma melhora nos critérios de desempenho e a variável torna-se altamente significativa. No entanto, no outro modelo de saída, embora a inclusão da nova variável tenha contribuído para uma leve melhora em alguns indicadores de ajuste, essa variável não alcança um nível de significância estatística relevante.

Nos dois modelos de Persistência, a inclusão da nova variável resultou em uma melhora no nível de significância do ajuste geral, se comparada com os mesmos modelos da Tabela 4. Enquanto as demais variáveis independentes não apresentaram níveis relevantes de significância estatística, a nova variável destacou-se por ser altamente significativa, indicando sua importância para explicar a persistência das atividades econômicas.

Tabela 5 - O efeito da presença de um estoque de conhecimento em tecnologia associadas a semicondutores nas regiões

Variável Dependente	Modelo 2	Modelo 4	Modelo 2	Modelo 4	Modelo 2	Modelo 1
<i>entrada, saída, persistencia</i>	Entrada	Entrada	Saída	Saída	Persistencia	Persistencia
Modelo de Estimação	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT	PROBIT
Efeitos fixos	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica	Tempo, UF, classe tecnológica
<i>densrelat</i>	2,001294* (1,010967)	1,843317. (0,942070)	-1,474183* (0,281015)	-1,303930* (0,632196)	13,8847985*** (1,734608)	13,811608*** (1,523954)
<i>densdem</i>	0,108473** (0,039427)	0,0084558* (0,043132)	-0,167953*** (0,043810)		0,008076 (0,072383)	
<i>pibpercapita</i>	0,226288*** (0,062789)	0,192673* (0,074958)	-0,465913** (0,113103)		-0,056332 (0,139550)	
<i>prodind</i>				-0,150088*** (0,013952)		
<i>trab</i>		0,019326 (0,016904)		-0,053556** (0,017572)		
<i>uni</i>						
<i>volume_h01</i>	0,057284. (0,030601)	0,054306 (0,039824)	-0,029294 (0,052529)	-0,029301*** (0,039824)	0,298211*** (0,022506)	0,298077*** (0,029552)
Observações	7.491	7.491	1.882	1.882	6.990	6.990
Log-Likelihood	-3.083,0	-3.081,0	-1.136,3	-1.133,7	-1.377,4	-1.377,5
Adj. Pseudo R²	0,049752	0,049812	0,078863	0,080853	0,430479	0,431233
BIC	6.612,0	6.618,5	2.642,0	2.636,9	3.188,5	3.171,1

Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados das Tabelas 2, 3 e 4 demonstram que a densidade de *relatedness* é uma variável relevante a fim de entender o comportamento da diversificação tecnológica nas mesorregiões, mesmo quando se restringe apenas a um grupo de tecnologia. Os resultados da Tabela 5 reforçam a função das

tecnologias H01, a qual pertence os dispositivos semicondutores, como uma tecnologia pertencente às três categorias discutidas na terceira seção do artigo, sendo uma tecnologia emergente, uma tecnologia KETs e uma tecnologia GPT, permitindo assim ser entendida com uma ferramenta para impulsionar novas inovações, sejam nessa área ou em outros relacionados.

De acordo com a literatura de diversificação regional, os resultados reafirmam a importância da densidade de *relatedness* como impulsionador da diversificação regional (Boschma, 2017). Em outras palavras, as regiões tendem a diversificar em novas atividades relacionadas às que já estão estabelecidas nelas (Neffke et al., 2011; Rigby, 2015). Além disso, a perda de especialização em um tecnologia também se deve o quão distante essa tecnologia está com a base de conhecimento de uma região, ressaltando a relevância do *relatedness* novamente (Rigby, 2015).

Com relação a persistência ou continuidade de uma especialização, este estudo avança, com relação a essa literatura, ao incorporar essa variável na análise proposta. E, novamente, a densidade de *relatedness* se mostra muito significativa em explicar a continuidade de uma especialização, embora deve-se ressaltar a necessidade de buscar novas variáveis de controle que possam contribuir para uma conclusão mais assertiva sobre ela.

Os resultados encontrados neste estudo dialogam com a literatura sobre diversificação tecnológica e o papel das KETs e GPTs na inovação regional. Conforme apontado por Montresor e Quatraro (2017) e Antonietti e Montresor (2021), as KETs podem facilitar a diversificação ao fornecerem tecnologias transversais que ampliam as possibilidades de especialização tecnológica. A relevância das tecnologias de semicondutores e de correlatas nas três dimensões analisadas corrobora essa perspectiva, indicando que essas tecnologias possuem um papel estruturante na dinâmica local de inovação em determinadas regiões.

Além disso, os resultados deste estudo também sugerem que, ainda que as KETs e GPTs impulsionem inovações, seu impacto pode variar conforme o contexto regional e o setor específico, reforçando os achados de Montresor, Orsatti e Quatraro (2022) sobre a importância da adaptação tecnológica em nível local, principalmente desenvolvimento distintos dessa tecnologia no país. Dessa forma, as evidências aqui apresentadas contribuem para a compreensão do papel dos semicondutores na dinâmica de inovação regional, ao mesmo tempo em que ressaltam a necessidade de um ambiente propício à absorção e recombinação dessas tecnologias com outras para fomentar novos conhecimentos, como apontado por Antonietti e Montresor (2021).

6. Considerações Finais

O objetivo da pesquisa é avaliar se a diversificação tecnológica no setor de semicondutores esteve alinhada com a base de conhecimento já existente em cada mesorregião brasileira. Ao adotar a perspectiva da geografia da inovação, com ênfase na ideia de *relatedness*, o estudo buscou identificar as capacidades inventivas preexistentes nessas localidades, utilizando dados de patentes de uma base nacional, e analisar quais delas possuíam um *portfólio* tecnológico que foi capaz de viabilizar a diversificação nesse setor. Além disso, pretendeu-se avaliar quais são as classes tecnológicas mais relacionadas e identificar as regiões com vantagens comparativas nesse campo. Neste sentido, a pesquisa foi bem-sucedida em apresentar alguns resultados que apontam para essa direção, condizente com a literatura de diversificação regional. No entanto, há algumas considerações a serem ressaltadas.

A primeira consideração decorre do uso de patentes como *proxy* para medir inovações e capacidades inventivas regionais. Embora esses dados sejam amplamente utilizados em estudos desse tipo, a interpretação dos resultados deve ser feita com certa cautela, pois as patentes não representam todos os tipos de inovações e as empresas dos mais variados setores têm uma propensão a patentear diferente. Ainda assim, dado o escopo e os objetivos desta pesquisa, as patentes se mostram uma das poucas alternativas viáveis, o que reforça sua relevância como fonte de dados.

A segunda consideração diz respeito à escolha da forma de se calcular a densidade de *relatedness*. Inferir o quão próximos são dois elementos, sejam tecnologias ou setores econômicos, a partir dos dados de patentes, que essencialmente refletem resultados alcançados, não permite capturar outras dimensões importantes, como os esforços, tentativas e investimentos realizados pelas empresas para atingir esses resultados. Entretanto, todos os métodos da literatura revisada apresentam problemas

na sua concepção. O método escolhido, porém, está alinhado com a discussão teórica feita no primeiro capítulo da importância da inovação e das mudanças tecnológicas por elas alcançadas. Seria interessante encontrar meios que possibilitem captar os efeitos do *relatedness*, considerando outros aspectos, além do lado do resultado.

A terceira consideração está relacionada à organização da base de dados e às escolhas metodológicas envolvidas no tratamento das informações obtidas. O processo de tratamento dos dados provenientes do BADEPI resultou na exclusão de uma parcela significativa da base inicial, o que pode impactar os resultados obtidos. Além disso, o critério adotado para a contagem dos dados pode introduzir distorções, gerando potenciais inflacionamentos e, conseqüentemente, reduzindo a precisão das análises. A escolha por esse critério deriva da quantidade limitada de patentes colhidas do campo tecnológico semicondutores. Essa situação da base implicaria em uma outra limitação a ser considerada.

A quarta limitação, decorrente da reduzida quantidade de patentes no campo dos semicondutores, está relacionada à necessidade de ajustar o nível de análise dos códigos do IPC. Inicialmente, a análise foi planejada para utilizar códigos em três níveis, mas a escassez de dados inviabilizou essa abordagem. Como alternativa, optou-se por trabalhar com o código H01, que abrange diversas tecnologias associadas a elementos elétricos básicos, incluindo dispositivos semicondutores, representados pelo código específico H01L. Embora seja relativamente comum, na literatura, utilizar códigos de um nível hierárquico acima do pretendido, o que engloba outras tecnologias muito próximas, em termos de competências, o interesse aqui recai sobre o efeito específico do H01L. Há também a necessidade incorporar outros códigos que representam toda a cadeia produtiva desses dispositivos e funcionalidades.

A quinta e última consideração é com relação aos resultados principais obtidos. As pesquisas revisadas sobre diversificação regional e tecnológica, de forma geral, analisam todos os setores ou tecnologias com o objetivo de compreender o grau de proximidade ou similaridade entre eles. No presente estudo, entretanto, o foco foi direcionado exclusivamente às tecnologias associadas aos dispositivos semicondutores, e optou-se por realizar os procedimentos econométricos com uma base limitada às tecnologias relacionadas a esse campo. Essa escolha metodológica é uma característica particular desta pesquisa, o que torna essencial avaliar as possíveis implicações que essa delimitação pode ter sobre os resultados.

Os resultados da seção dos modelos econométricos demonstram que a densidade é uma variável significativa para entender o comportamento da diversificação tecnológica nas mesorregiões, mesmo quando a análise é limitada a um grupo específico de tecnologias. O estoque de conhecimento acumulado em tecnologias da classe H01 mostrou-se relevante para explicar tanto a permanência de tecnologias especializadas em uma mesorregião quanto a persistência dessa especialização ao longo do tempo. Por outro lado, os modelos relacionados à entrada de novas tecnologias não apresentaram o mesmo nível de significância, evidenciando apenas uma influência marginal nesse contexto.

Levando-se em conta, cada uma das considerações e reflexões feitas, pode-se concluir que o objetivo inicial da dissertação foi alcançado. A investigação ofereceu alguns *insights* sobre o setor de semicondutores e reforçou a principal ideia por trás da noção de *relatedness*, com base nos resultados econométricos, que é importante para o entendimento da dinâmica de diversificação tecnológica nas mesorregiões brasileiras.

Com a conclusão da pesquisa, emergiram algumas fronteiras para futuras investigações que não foram abordadas nesta dissertação. Essa exclusão se deveu a limitações, como a insuficiência de dados disponíveis, o acesso restrito a informações técnicas e a preocupação em manter o foco na temática central proposta, evitando um desvio excessivo do escopo original.

A primeira dessas fronteiras consistiria em explorar o uso do código IPC H01L, que se refere a dispositivos semicondutores, uma análise que não foi realizada devido à insuficiência de dados. A segunda fronteira diz respeito à possibilidade de incorporar ao H01L outras tecnologias relacionadas ao setor, mas que não são contempladas diretamente por esse código. Como discutido ao longo do quarto capítulo, o H01L abrange principalmente aspectos das etapas de manufatura e uma parte significativa de Montagem, Teste e Encapsulamento. Por fim, a terceira fronteira envolve aprofundar o conhecimento sobre as relações entre o setor de semicondutores e as universidades.

7. Referências bibliográficas

BALLAND, Pierre-Alexandre. BOSCHMA, Ron. Mapping the potentials of regions in Europe to contribute to new knowledge production in Industry 4.0 technologies. **Regional Studies**, Vol. 55, No. 10-11, pp. 1652-1666, 2021.

BALLAND, P.; BOSCHMA, R.; CRESPO, J.; RIGBY, D. Smart specialization policy in the European Union: relatedness, knowledge complexity and regional diversification. **Regional Studies**, Vol. 53, No. 9, pp. 1252-1268, 2019.

BCG; SIA. **Strengthening the Global Semiconductor Supply Chain in an Uncertain Era**. Washington, EUA: Semiconductor Industry Association, 2021.

BOSCHMA, Ron. Proximity and innovation: a critical assessment. **Regional Studies**, Vol. 39, No. 1, pp. 61-74, 2005.

BOSCHMA, Ron. Relatedness as driver of regional diversification: a research agenda. **Regional Studies**, Vol. 51, No. 3, pp. 351-364, jan. 2017.

BOSCHMA, Ron; FRENKEN, Koen. **Technological relatedness, Related variety and Economic Geography**. In: COOKE, Philip; ASHEIM, Bjørn; BOSCHMA, Ron; MARTIN, Ron; SCHWARTZ, Dafna; TÖDTLING, Franz. **Handbook of Regional Innovation and Growth**, 1ª ed., Cheltenham, RU e Northampton, EUA: Edward Elgar, 2011.

BOSCHMA, Ron; BALLAND, Pierre-Alexandre; KOGLER, Dieter. Relatedness and technological change in cities: the rise and fall of technological knowledge in US metropolitan areas from 1981 to 2010. **Industrial and Corporate Change**, Vol. 24, No. 1, pp. 223-250, 2014.

BRESCHI, Stefano; LISSONI, Francesco; MALERBA, Franco. Knowledge-relatedness in firm technological diversification. **Research Policy**, Milão, Vol. 32, No. 1, pp. 69-87, 2003.

BRESNAHAN, Timothy. **Chapter 18 - General Purpose Technologies**. In: HALL, Bronwyn; ROSENBERG, Nathan. **Handbook of the Economics of Innovation**, 2ª Ed., North-Holland, Países Baixos: Elsevier, 2010.

CÂMARA aprova programa para alavancar investimentos em semicondutores. **Agência Câmara de Notícias**. 20 de junho de 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/mdic/pt-br/assuntos/noticias/2024/junho/camara-aprova-programa-para-alavancar-investimentos-em-semicondutores>>. Acesso em 31 de out. de 2024.

CAPELLO, R.; CARAGLIU, A.; LENZI, C. Is innovation in Cities a Matter of Knowledge Intensive Business Services? An Empirical Investigation. **Innovation the European Journal of Social Science Research**, Vol. 25, No. 2, pp. 151-174, 2012.

CARLINO, G.; CHATTERJEE, S.; HUNT, R. Urban density and the rate of invention. **Journal of Urban Economics**, Vol. 61, No. 3, pp. 389-419, 2007.

CARVALHO, Mario Cesar. Governo Lula quer reativar estatal conhecida por só dar prejuízo. **Poder 360**. 28 de dezembro de 2023. Disponível em: <<https://www.poder360.com.br/governo/governo-lula-quer-reativar-estatal-conhecida-por-so-dar-prejuizo/>>. Acesso em: 29 out. 2024.

CHARLOT, Sylvie; DURANTON, Gilles. Communication externalities in cities. **Journal of Urban Economics**, Vol. 56, No. 3, pp. 581-613, 2004.

- COLOMBELLI, Alessandra; QUATRARO, Francesco. Green start-ups and local knowledge spillovers from clean and dirty technologies. **Small Business Economics**, Vol. 52, pp. 773-792, 2017.
- COX, Ronald; WARTENBE, Michael. **The Politics of Global Value Chains**. In: KIGGINS, Ryan. **The Political Economy of Robots: Prospects for Prosperity and Peace in the Automated 21st Century**. Palgrave Macmillan Cham, p. 17-40, 2018.
- CRESCENZI, R.; RODRÍGUEZ-POSE, A.; STORPER, M. The territorial dynamics of innovation in China and India. **Journal of Economic Geography**, Vol. 12, No. 5, pp. 1055-1085, 2012.
- DIBIAGGIO, Ludovic; NASIRIYAR, Maryam; NESTA; Lionel. Substitutability and complementarity of technological knowledge and the inventive performance of semiconductor companies. **Research Policy**, Vol. 43, No. 9, pp. 1582-1593, 2014.
- ESSLETZBICHLER, Jürgen. Relatedness, Industrial Branching and Technological Cohesion in US Metropolitan Areas. **Regional Studies**, Vol. 49, No. 4, pp. 752-766, 2015.
- GAMBARDELLA, A.; HEATON, S.; NOVELLI, E.; TEECE, D.. Profiting from Enabling Technologies? **Strategy Science**, Vol. 6, No. 1, pp. 75-90, 2021.
- GARCIA, Renato. **Geografia da Inovação**. In: RAPINI, Márcia; SILVA, Leandro; ALBUQUERQUE, Eduardo. **Economia da Ciência, Tecnologia e Inovação**. 1ª ed., Curitiba, Brasil: Editora Prismas, 2017.
- GEREFFI, Gary; HUMPHREY, John; STURGEON, Timothy. The Governance of Global Value Chains. **Review of International Political Economy**, Vol. 12, No. 1, pp. 78-104, 2005.
- GERTLER, Meric. Tacit knowledge and the economic geography of context, or the undefinable tacitness of being (there). **Journal of Economic Geography**, Vol. 3, No. 1, pp. 75-99, 2003.
- GREUNZ, Lydia. Geographically and technologically mediated knowledge spillovers between European regions. **The Annals of Regional Science**, Vol. 37, pp. 657-680, 2003.
- HELPMAN, Elhanan; TRAJTENBERG, Manuel. A Time to Sow and a Time to Reap: Growth Based on General Purpose Technologies. **National Bureau of Economic Research**, Working Paper No. 4854, Cambridge, MA, 2001. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w4854>. Acesso em: 14 out. 2024.
- HIDALGO, César A. et al. **The Principle of Relatedness**. In: MORALES, Alfredo J.; GERSHENSON, Carlos; BRAHA, Dan; MINAI, Ali A.; BAR-YAM, Yaneer. **Unifying Themes in Complex Systems IX: Proceedings of the Ninth International Conference on Complex Systems**. 1ª ed. Cham, Suíça: Springer Nature Switzerland AG, pp. 454, 2019.
- HWANG, Hye-Ran; CHOUNG, Jae-Yong. The Co-evolution of Technology and Institutions in the Catch-up process: The Case of the Semiconductor industry in Korea and Taiwan. **The Journal of Development Studies**, Vol. 50, No. 9, pp. 1240-1260, 2014.
- LANGLOIS, R.; PUGEL, T.; HAKLISCH, C.; NELSON, R.; EGELHOFF, W.. **Interdependence: The Technological Dimension**. In: LANGLOIS, R.; PUGEL, T.; HAKLISCH, C.; NELSON, R.; EGELHOFF, W.. **Microelectronics: an industry in transition**. 1ª ed. Boston, EUA: Unwin Hyman Inc., 1988.
- LEE, Keun; MALERBA, Franco. Catch-up cycles and changes in industrial leadership: Windows of opportunity and responses of firms and countries in the evolution of sectoral systems. **Research Policy**, Vol. 46, No. 2, pp. 338-351, 2017.

MCTI; EEAS. **Strengthening EU-Brazil bilateral know-how of semiconductor sector technology and possibilities for cooperation on trade and R&D**. Bruxelas, Bélgica: Dialogues European Union - Brazil, 2023.

MONTRESOR, Sandro. QUATRARO, Francesco. Regional Branching and Key Enabling Technologies: Evidence from European Patent Data. **Economic Geography**, Vol. 93, pp. 367-396, 2017.

MONTRESOR, Sandro; ORSATTI, Gianluca; QUATRARO, Francesco. Technological novelty and Key enabling technologies: evidence from European regions. **Economics of Innovation and New Technology**, Vol. 32, No. 6, pp. 851-872, 2023.

MOTA, Mabel Diz Marques. **Dinâmica Espacial da Atividade Tecnológica no Brasil**. Tese de Doutorado (Doutorado em Economia) - Faculdade de Economia, Universidade Federal da Bahia, pág. 41, 2022.

NEFFKE, Frank; HENNING, Martin; BOSCHMA, Ron. How do Regions diversify over time? Industry relatedness and the Development of new growth paths in regions. **Economic Geography**, Vol. 87, No. 3, pp. 237-266, 2011.

PEREZ, Carlota. **Technological Revolutions and Financial Capital: The Dynamics of Bubbles and Golden Ages**. 1ª Ed. Cheltenham, Reino Unido; Northampton, Estados Unidos: Edward Elgar Publishing Limited, pp. 11, 2002.

RIGBY, David. Technological relatedness and Knowledge space: Entry and Exit of US Cities from patent classes. **Regional Studies**, Vol. 49, No. 11, pp. 1922-1937, 2015.

RODRÍGUEZ-POSE, Andrés; CRESCENZI, Riccardo. Research and Development, Spillovers, Innovation Systems, and the Genesis of Regional Growth in Europe. **Regional Studies**, Vol. 42, No. 1, pp. 51-67, 2008.

RODRÍGUEZ-POSE, Andrés; WILKIE, Callum. Innovating in less developed regions: What drives patenting in the lagging regions of Europe and North America. **Growth and Change**, Vol. 50, No. 1, pp. 4-37, 2019.

ROTOLO, Daniele; HICKS, Diana; MARTIN, Ben. What is an emerging technology? **Research Policy**, Vol. 44, No. 10, pp. 1827-1843, 2015.

SHIN, Jang-Sup. Dynamic catch-up strategy, capability expansion and changing windows of opportunity in the memory industry. **Research Policy**, Vol. 46, No. 2, pp. 404-416, 2017.

SIA. **Beyond Borders: The Global Semiconductor Value Chain**. Washington, EUA: Semiconductor Industry Association, 2016.

SIA. **2022: State of the U.S. Semiconductor Industry**. Washington, EUA: Semiconductor Industry Association, 2022.

SIA. **Emerging Resilience in the Semiconductor Supply Chain**. Washington, EUA: Semiconductor Industry Association, 2024.

WAßENHOVEN, A.; RENNINGS, M.; LAIBACH, N.; BRÖRING, S. What constitutes a “Key Enabling Technology” for transition processes: Insights from the bioeconomy's technological landscape. **TECHNOLOGIES FORECASTING & SOCIAL CHANGE**, Vol. 197, 122873, 2003.

WESSENDORF, Colin; KOPKA, Alexander; FORNAHL, Dirk. Key enabling technologies (KETs) in the technological space: embeddedness and regional knowledge creation. **European Planning Studies**, Vol. 33, No. 2, pp. 161-182, 2025.