

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

EMILIANO MAIA DE OLIVEIRA SANTOS

**COMPLEXIDADE ECONÔMICA, TECNOLÓGICA E A DINÂMICA DE
DESENVOLVIMENTO REGIONAL NO BRASIL**

BELO HORIZONTE
2025

Emiliano Maia de Oliveira Santos

Complexidade Econômica, Tecnológica e a Dinâmica de Desenvolvimento Regional no Brasil

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Economia do Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Universidade Federal de Minas Gerais (CEDEPLAR/UFMG), como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientador: João Prates Romero

Ficha Catalográfica

S237c
2025

Santos, Emiliano Maia de Oliveira.
Complexidade econômica, tecnológica e a dinâmica de desenvolvimento regional no Brasil [manuscrito] / Emiliano Maia de Oliveira Santos. – 2025.

1 v.: il.

Orientador: João Prates Romero.
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional.
Inclui bibliografia e anexos.

1. Desenvolvimento econômico - Teses. 2. Inovações tecnológicas - Teses. 3. Mercado de trabalho - Teses. 4. Economia - Teses. I. Romero, João Prates. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional. III. Título.

CDD: 333.73



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
CENTRO DE DESENVOLVIMENTO E PLANEJAMENTO REGIONAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

FOLHA DE APROVAÇÃO

COMPLEXIDADE ECONÔMICA, TECNOLÓGICA E A DINÂMICA DE DESENVOLVIMENTO REGIONAL NO BRASIL

EMILIANO MAIA DE OLIVEIRA SANTOS

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada, no dia 03 de dezembro de 2025, pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Minas Gerais constituída pelos seguintes professores:

Prof. João Prates Romero - Orientador (CEDEPLAR/FACE/UFMG)

Prof. Gustavo de Britto Rocha (CEDEPLAR/FACE/UFMG)

Prof. Elton Eduardo Freitas (UFS)

Belo Horizonte, 03 de dezembro de 2025.



Documento assinado eletronicamente por **Gustavo de Britto Rocha, Professor(a)**, em 09/12/2025, às 18:13, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Elton Eduardo Freitas, Usuário Externo**, em 09/12/2025, às 18:57, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **João Prates Romero, Professor do Magistério Superior**, em 09/12/2025, às 19:09, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4790031** e o código CRC **0DECE467**.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família, principalmente meus pais, pelo apoio incondicional nessa caminhada, desde a minha decisão em fazer o mestrado, passando pela mudança de cidade e volta para casa. Sem vocês nada disso seria possível.

À comunidade do Cedeplar, que me recebeu de braços abertos em Belo Horizonte, em especial aos meus colegas que dividiram comigo essa etapa, contribuindo no meu crescimento como pessoa e me motivando a ser um aluno melhor todo dia. Tive a sorte de dividir a sala com algumas das pessoas mais competentes e humildes que já conheci, o que me inspirou a buscar ser melhor diariamente.

Aos meus professores que, mesmo diante das limitações do ensino remoto, tentaram passar seu conhecimento e, conseqüentemente, sua paixão pelo ensino da Economia, e que, na volta presencial, tornaram o ensino em uma troca de ideias que contribuíram integralmente para a minha formação.

Um agradecimento especial ao meu orientador Professor João Romero, que me guiou nesse longo processo, direcionando e aconselhando meu trabalho, com paciência e contribuições que tornaram esse trabalho possível.

Agradeço aos meus amigos de Três Corações e Ribeirão Preto que sempre me apoiaram. Em especial Luiz Paulo e Isabela que foram meu maior suporte em toda essa jornada.

Por fim, agradeço à Capes pelo apoio financeiro.

RESUMO

Em um contexto de desigualdades regionais profundas, a análise de um desenvolvimento econômico sustentado em características das próprias regiões, onde os recursos são limitados, torna-se imperativo para identificar caminhos viáveis de crescimento inclusivo e duradouro, baseados nas capacidades locais, na diversificação produtiva e na articulação entre conhecimento tecnológico e estrutura econômica. Após uma breve revisão da literatura de desenvolvimento econômico, complexidade econômica e desenvolvimento regional, investiga-se a relação entre complexidade produtiva, complexidade tecnológica e o desenvolvimento regional no Brasil, tomando como unidade de análise as mesorregiões brasileiras entre os anos de 2003 e 2019. O principal objetivo é compreender de que forma as estruturas econômicas refletidas nos Índices de Complexidade Econômica (ICE) e Tecnológica (ICT), construídos com base em dados de emprego e patentes, respectivamente, contribuem para explicar padrões de crescimento econômico regional. São utilizadas análises descritivas, modelos de sobrevivência e modelos econométricos em painel com efeitos fixos, com interações entre os índices para avaliar a complementariedade entre as dimensões analisadas. Os resultados sugerem que complexidade produtiva e tecnológica não se traduzem automaticamente em crescimento regional sustentado, porém interações entre as métricas constantemente mostram resultados positivos, sugerindo uma forte complementariedade entre capacidades produtivas e tecnológicas. Observam-se ainda efeitos espaciais positivos, principalmente associados à complexidade econômica, indicando possíveis spillovers regionais. A dissertação contribui ao ampliar o entendimento sobre os determinantes estruturais do desenvolvimento regional brasileiro, destacando a importância de políticas que combinem inovação tecnológica, diversificação produtiva e capacitação local.

Palavras-chave: Complexidade Econômica; Desenvolvimento Regional; Inovação Tecnológica; Mercado de Trabalho; Patentes.

ABSTRACT

In a context of deep regional inequalities, analyzing economic development based on the characteristics of the regions themselves—where resources are limited—becomes imperative to identify viable paths for inclusive and sustainable growth, grounded in local capabilities, productive diversification, and the articulation between technological knowledge and economic structure. After a brief review of the literature on economic development, economic complexity, and regional development, this dissertation investigates the relationship between productive complexity, technological complexity, and regional development in Brazil, using Brazilian mesoregions as the unit of analysis from 2003 to 2019. The main objective is to understand how economic structures, captured by the Economic Complexity Index (ECI) and the Knowledge Complexity Index (KCI), built from employment and patent data, respectively, help explain patterns of regional economic growth. Descriptive analyses, survival models, and fixed-effects panel econometric models are employed, including interactions between the indexes to assess complementarity between the dimensions analyzed. Results suggest that productive and technological complexity do not automatically translate into sustained regional growth; however, interactions between the metrics consistently show positive effects, suggesting a strong complementarity between productive and technological capabilities. Positive spatial effects are also observed, especially associated with economic complexity, indicating possible regional spillovers. This dissertation contributes by expanding the understanding of the structural determinants of Brazilian regional development, highlighting the importance of policies that combine technological innovation, productive diversification, and local capacity-building.

Keywords: Economic Complexity; Regional Development; Technological Innovation; Labor Market; Patents.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1:	ICT	36
Figura 2:	ICT (2019)	38
Figura 3:	ICE (2019)	40
Figura 4:	Probabilidade Condicional: PIBpc x ICE	47
Figura 5:	Probabilidade Condicional: PIBpc x ICT	49
Figura 6:	PIB x Índices de Complexidade	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1:	10 Classes Tecnológicas mais Complexas (2019)	39
Tabela 2:	10 Classes Tecnológicas menos Complexas (2019)	39
Tabela 3:	10 Setores Mais Complexos (2019)	41
Tabela 4:	10 Setores Menos Complexos (2019)	41
Tabela 5:	PIBpc da Mesorregião (em Mil Reais) x ICE	46
Tabela 6:	PIBpc da Mesorregião (em Mil Reais) x ICT	48
Tabela 7:	Análise de Sobrevivência Inicial (ICE)	54
Tabela 8:	Análise de Sobrevivência (ICE)	55
Tabela 9:	Análise de Sobrevivência Inicial (ICT)	56
Tabela 10:	Análise de Sobrevivência (ICT)	57
Tabela 11:	Persistência (ICE)	58
Tabela 12:	Persistência (ICT)	60
Tabela 13:	Descrição das Variáveis de Controle	65
Tabela 14:	Estatísticas Descritivas	65
Tabela 15:	ICE	67
Tabela 16:	ICT	69
Tabela 17:	ICE X ICT	71
Tabela 18:	Robustez (Intensidade)	73
Tabela 19:	Robustez (HHI)	74
Tabela 20:	Robustez (Entropia)	75
Tabela 21:	Modelo Durbin Espacial	78
Tabela 22:	Medidas de Impacto	78
Tabela 23:	Patentes por Mesorregião	89
Tabela 24:	Total de Patentes por Classe	92

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1	Introdução	14
2.2	Complexidade Econômica e Conhecimento Tecnológico Regional	15
2.3	Patentes como Indicador do Conhecimento Produtivo e Inovação em Análise Regional	19
2.4	A Dinâmica do Desenvolvimento Regional Brasileiro sob a Ótica da Complexidade Econômica	22
2.5	Considerações Finais	25
3	DADOS E INDICADORES DE COMPLEXIDADE	27
3.1	Introdução	27
3.2	Dados	27
3.3	Método de Cálculo da Complexidade	32
3.4	Tratamento de Dados para o Cálculo de ICT	34
3.5	Análise Exploratória	37
3.6	Considerações Finais	42
4	ANÁLISE DOS PADRÕES DE CRESCIMENTO SEGUNDO NÍVEIS DE COMPLEXIDADE	44
4.1	Introdução	44
4.2	Complexidade Produtiva e Probabilidade de Atingir Renda Alta	45
4.3	Complexidade Tecnológica e Probabilidade de Alcançar Renda Alta	48
4.4	Complexidade Produtiva, Tecnológica e PIB <i>per capita</i>	50
4.5	Análise de Sobrevivência	51
4.6	Análise de Sobrevivência - Persistência Econômica	58
4.7	Conclusões	61
5	ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE COMPLEXIDADE PRODUTIVA, TECNOLÓGICA E CRESCIMENTO	63
5.1	Introdução	63
5.2	Especificações do Modelo	64
5.3	Resultados	67
5.4	Robustez	72
5.5	Robustez (Espacial)	76
5.6	Considerações Finais	79
6	CONCLUSÃO	81
	REFERÊNCIAS	84
	ANEXOS	89

1 INTRODUÇÃO

A trajetória de desenvolvimento econômico de uma região está profundamente relacionada à sua capacidade de gerar, absorver e difundir conhecimento produtivo e tecnológico. Na literatura de desenvolvimento, é crescente o reconhecimento de que a mera acumulação de capital ou expansão da infraestrutura, embora importantes, não são suficientes para sustentar o crescimento econômico de longo prazo.

Segundo Schumpeter (1934), o progresso econômico depende fundamentalmente de processos de inovação e transformação estrutural que alteram a própria base produtiva. Aghion e Howitt (1998), inspirados na tradição schumpeteriana, enfatizaram o papel da destruição criativa no desenvolvimento, mostrando como a entrada de novas firmas e tecnologias substitui atividades obsoletas e gera ciclos contínuos de inovação. Segundo Dosi (1982), por outro lado, ressalta que as decisões das firmas sobre investimentos em P&D relacionados a diferentes tecnologias levam a distintas trajetórias e paradigmas tecnológicos, que por sua vez determinam diferentes ritmos de desenvolvimento. Esses resultados reforçaram a importância de políticas voltadas ao incentivo de P&D e à difusão tecnológica como condição para sustentar o crescimento de longo prazo.

Nesse sentido, toma-se fundamental considerar as capacidades tecnológicas como elemento estruturante do desenvolvimento regional.

Embora análises agregadas permitam identificar o nível geral de desenvolvimento alcançado por cada país ou região, o papel da tecnologia nesse processo pode assumir múltiplas interpretações, variando desde sua função como fator de produção até sua dimensão estrutural associada à acumulação de capacidades. Desde os modelos de crescimento endógeno (e.g. Romer, 1990; Aghion; Howitt, 1998), a tecnologia passou a ser entendida não apenas como algo alheio ao processo de crescimento, mas como resultado de processos sistemáticos de geração de conhecimento, aprendizado e inovação, que se traduzem em ganhos de produtividade e eficiência. O próprio conceito de inovação, conforme formulado por Schumpeter (1934), é amplo e incorpora desde a introdução de novos produtos e processos até mudanças organizacionais e a abertura de novos mercados, o que evidencia seu caráter multifacetado. Nesse sentido, mais do que um elemento isolado, a tecnologia deve ser vista como parte de uma estrutura de capacidades produtivas, cuja configuração ajuda a explicar por que determinadas regiões conseguem sustentar trajetórias de crescimento enquanto outras permanecem estagnadas.

De forma complementar, Hirschman (1958) argumenta que o desenvolvimento é, por natureza, um processo desequilibrado. Dada a escassez de recursos e a limitada capacidade de

investimento em países ou regiões subdesenvolvidas, o crescimento não ocorre de maneira uniforme em todos os setores simultaneamente. Em sua análise, a estratégia eficiente consiste em identificar e incentivar setores-chave que possuam fortes encadeamentos para trás e para frente. O investimento nesses setores desequilibradores cria pressões e oportunidades de lucro que induzem investimentos subsequentes no restante da economia. Assim, ao buscar identificar setores com maior potencial e conectividade, este trabalho resgata a lógica hirschmaniana de priorizar atividades com maior capacidade de arrasto produtivo e tecnológico, utilizando métricas contemporâneas para operacionalizar essa escolha estratégica.

Nesse contexto, a abordagem da Complexidade Econômica (Hidalgo; Hausmann, 2009), impulsionada pela crescente disponibilidade de dados, representa uma sofisticação instrumental que revisita e valida empiricamente a importância dos conhecimentos tácitos e da estrutura produtiva para o desenvolvimento, como destacado nas teorias clássicas do desenvolvimento (e.g. Myrdal, 1957; Hirschman, 1958; Prebisch, 1949; Furtado, 1962; Kaldor, 1966). A literatura de complexidade oferece um novo aparato analítico e métricas quantitativas para tratar de questões que há décadas ocupam o centro do debate do desenvolvimento econômico: a mudança estrutural, dependência de trajetória, a natureza qualitativa do desenvolvimento produtivo e a persistência das desigualdades regionais.

O objetivo desta dissertação é avaliar a importância da complexidade produtiva e tecnológica para o desenvolvimento regional. Estas variáveis possuem o benefício estratégico de conciliar uma visão macroeconômica agregada com a precisão necessária para diagnosticar dinâmicas setoriais específicas. Assim, ainda que não se pretenda descrever cada etapa da dinâmica evolucionária, este trabalho busca avaliar se indicadores de complexidade refletem a robustez das estruturas produtivas e tecnológicas regionais necessárias para sustentar uma trajetória de crescimento econômico de longo prazo.

Os índices de complexidade produtiva e tecnológica analisados nessa dissertação foram calculados a partir de dados ocupacionais retirados da RAIS e tecnológicos retirados do registro de patentes no INPI, no crescimento econômico das mesorregiões brasileiras.

A presente dissertação, portanto, busca discutir como as capacidades tecnológicas, entendidas como o acúmulo de conhecimento tácito e codificado, refletidos nos indicadores de complexidade produtiva e tecnológica, influenciam o desenvolvimento regional brasileiro. Nessa perspectiva, assume-se a premissa de Carvalho (2024) sobre a coevolução entre as esferas produtiva e tecnológica: o desenvolvimento regional não decorre de esforços isolados, mas da sinergia entre o que as estruturas presentes.

Além disso, o presente estudo se respalda nas técnicas formalizadas em Anselin (1988)

para analisar os *spillovers* tecnológicos através da verificação de dependência espacial das variáveis, assim como os efeitos de propagação das mesmas. Como a presente análise tem como finalidade a avaliação do crescimento das mesorregiões brasileiras com os Índices de Complexidade Econômica e Tecnológica, é importante avaliar o comportamento espacial destas variáveis, não só para compreender a magnitude e existência, ou não, de dependência espacial, mas também para embasar uma discussão mais fundamentada se tratando de possíveis cooperações regionais e setoriais tecnológicas.

Como trajetória de desenvolvimento econômico é um dos temas centrais deste estudo, torna-se igualmente imperativo compreender como ocorre a permanência das mesorregiões brasileiras em níveis mais elevados de renda per capita ao longo do tempo. A permanência em patamares superiores de desenvolvimento não é um resultado trivial, ela depende de um conjunto de fatores estruturais, institucionais e produtivos que sustentam o crescimento e evitam retrocessos. Nesse sentido, analisar os determinantes dessa permanência, e não apenas os fatores que explicam o crescimento em um dado momento, permite uma visão mais profunda sobre a persistência econômica regional.

Tradicionalmente, estudos sobre crescimento econômico regional têm se concentrado em identificar determinantes estáticos ou incrementais do PIB per capita. No entanto, também há o interesse em analisar o que contribui para a permanência em patamares mais elevados de renda. Nesse contexto, proões-se o uso de modelos de sobrevivência, em especial o modelo de Cox, como técnica para investigar se a complexidade produtiva e tecnológica aumentam a probabilidade de uma região manter-se em faixas superiores de rendimento per capita.

Regiões com estruturas produtivas e tecnológicas mais complexas detêm capacidades mais diversificadas e sofisticadas, o que lhes confere maiores chances de sustentar níveis elevados de desenvolvimento. A análise de sobrevivência permite testar empiricamente essa hipótese, observando a probabilidade condicional de uma região permanecer em determinado patamar de PIBpc ao longo do tempo, condicionada às suas características estruturais.

Além disso, a aplicação dessa metodologia possibilita uma abordagem longitudinal que complementa as análises tradicionais baseadas em regressões com variáveis agregadas. Ao tratar a permanência em um determinado patamar como um “evento” o modelo de Cox permite incorporar efeitos temporais e estruturais de forma simultânea, além de lidar com dados censurados, ou seja, observações que não apresentam o “evento” durante o período analisado.

O Capítulo 2 revisa a produção teórica recente da complexidade econômica e suas diferentes aplicações, com especial atenção às contribuições que relacionam capacidades produtivas, estrutura tecnológica e padrões de desenvolvimento. São discutidos os principais

conceitos do arcabouço da complexidade, bem como os métodos de mensuração associados. Ao final, o capítulo posiciona o presente trabalho no debate contemporâneo ao articular a perspectiva da complexidade econômica com o contexto do desenvolvimento regional brasileiro.

O Capítulo 3 analisa a evolução regional sob a ótica dos patamares de renda e sua manutenção. Se em Myrdal (1957) analisa-se as diferentes de velocidades no desenvolvimento baseada em estruturas pré-existentes, aqui essas estruturas são representadas pelos índices de complexidade. O capítulo utiliza modelos de Erros Proporcionais Cox, baseando-se em Felipe, Mehta e Rhee (2018), para avaliar como a complexidade contribui para a transição e manutenção temporal das regiões em diferentes níveis de renda.

O Capítulo 4, por fim, realiza uma análise direta da interação entre as estruturas tecnológicas e ocupacionais e o crescimento regional. Partindo da hipótese de que a combinação entre bases produtivas complexas e capacidades tecnológicas avançadas potencializa o desempenho econômico, o capítulo investiga em que medida essas dimensões se reforçam mutuamente no caso brasileiro. Para isso, são adaptadas as especificações de Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022) ao contexto das mesorregiões do país, incorporando características institucionais e estruturais específicas do território nacional. Utilizam-se modelos de efeitos fixos para controlar a heterogeneidade não observada entre regiões e ao longo do tempo, permitindo estimar como o ICT e o ICE, isoladamente e em interação, se associam ao crescimento da renda regional. Os resultados obtidos são interpretados à luz do debate sobre trajetórias tecnológicas e produtivas, oferecendo subsídios para a formulação de políticas públicas direcionadas, bem como para o desenho de estratégias de cooperação inter-regional voltadas à promoção de um desenvolvimento mais equilibrado e sustentado.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Introdução

Historicamente, as teorias clássicas identificaram que o desenvolvimento não é um processo linear e automático de acumulação de fatores, mas sim uma transformação profunda na estrutura produtiva. Autores seminais como Hirschman (1958), ao propor a estratégia de crescimento desequilibrado, já enfatizavam o papel crucial dos encadeamentos produtivos e da capacidade completiva do investimento para o desenvolvimento. Nessa perspectiva, o surgimento de uma nova atividade econômica não é um evento isolado, mas um gatilho que cria pressões e incentivos para o surgimento de outras atividades. A metodologia da complexidade econômica operacionaliza essa intuição clássica através dos conceitos de Espaço do Produto e do princípio de *relatedness*. Onde a teoria clássica descrevia qualitativamente como um setor induz outro, a complexidade quantifica a probabilidade dessa transição, demonstrando empiricamente que as regiões tendem a diversificar suas economias movendo-se para produtos que demandam capacidades similares às que já possuem. O caminho do desenvolvimento deixa de ser uma abstração para se tornar uma trajetória mapeável na rede de produtos.

A abordagem da complexidade também dialoga profundamente com as preocupações de Rosenstein-Rodan (1943) sobre as falhas de coordenação e o círculo vicioso da pobreza. A teoria do *Big Push* sugere que, devido a indivisibilidades e externalidades, o mercado sozinho muitas vezes falha em sinalizar as oportunidades de investimento em economias subdesenvolvidas, exigindo um esforço coordenado para romper a inércia. A complexidade econômica lança nova luz sobre esse problema ao evidenciar o custo de descoberta e a natureza tácita do conhecimento produtivo. Ela demonstra que mover-se para setores distantes das capacidades atuais é mais difícil, justificando a necessidade de políticas de coordenação que identifiquem quais saltos produtivos são viáveis e estratégicos, atuando como um caminho para superar as armadilhas de coordenação.

A visão de Myrdal (1957) sobre a causação circular cumulativa também encontra paralelos nas métricas de complexidade. A ideia de que a riqueza gera riqueza e o atraso gera mais atraso é corroborada pela presença de redes de conhecimento: regiões com maior diversidade de capacidades (alta complexidade) têm mais facilidade em adquirir novas capacidades, criando um ciclo virtuoso, enquanto regiões pobres, com poucas capacidades produtivas, enfrentam barreiras severas para se desenvolver, permanecendo presas em um equilíbrio de baixa renda. (e.g. Queiroz; Romero; Freitas, 2024)

Por outro lado, a dicotomia Centro-Periferia, base do pensamento da CEPAL

desenvolvido por Prebisch e Furtado, compilados por Bielschowsky e Ribeiro (2000), é visualmente e matematicamente confirmada pela estrutura do Espaço do Produto. A rede global de produtos apresenta um núcleo densamente conectado, composto por bens sofisticados e produzidos pelos países ricos (o "Centro"), e uma periferia esparsa, onde se localizam as commodities e bens simples produzidos pelos países em desenvolvimento. Essa configuração valida a tese da heterogeneidade estrutural: a dificuldade dos países periféricos em convergir não se deve apenas à falta de capital, mas à posição marginal que ocupam na estrutura produtiva global, onde os caminhos para a sofisticação são longos e cheios de obstáculos.

Portanto, a complexidade econômica atua como uma ferramenta moderna que traduz intuições clássicas em evidência empírica robusta. Ela permite tratar o desenvolvimento como um processo multidimensional e dependente de trajetória (*path-dependent*), fornecendo aos formuladores de política um guia para navegar os desafios da transformação estrutural. É sobre esse alicerce, que une conceitos da teoria do desenvolvimento clássica às ferramentas da abordagem da complexidade econômica, que este trabalho se apoia para investigar a dinâmica do conhecimento tecnológico regional.

Este capítulo, portanto, busca discutir a literatura recente sobre a abordagem da complexidade. A seção 2.2 discute os trabalhos sobre complexidade produtiva, tecnológica e desenvolvimento regional. A seção 2.3 discute o uso de patentes para medir o conhecimento tecnológico. A seção 2.4 discute as aplicações da abordagem da complexidade para o contexto regional brasileiro, e a seção 2.5 apresenta as considerações finais do capítulo.

2.2 Complexidade Econômica e Conhecimento Tecnológico Regional

A literatura de Complexidade Econômica parte do pressuposto de que a estrutura produtiva de uma economia reflete o conjunto de capacidades produtivas, conhecimentos tácitos e explícitos, habilidades técnicas, instituições, infraestrutura e formas de organização, disponíveis em um determinado território. Essas capacidades não são facilmente observáveis de forma direta, mas manifestam-se nas combinações produtivas possíveis em cada localidade, sendo capturadas pelos indicadores de complexidade. Nesse sentido, quanto maior a diversidade e a sofisticação das atividades que uma região consegue sustentar, maior tende a ser o conjunto subjacente de capacidades acumuladas (Hidalgo; Hausmann, 2009).

A abordagem da complexidade formaliza esse raciocínio ao mostrar que as regiões tendem a diversificar suas atividades em direção a setores próximos às capacidades já existentes, fenômeno associado ao conceito de *relatedness*. Esse conceito é utilizado em

trabalhos que analisam a dinâmica setorial, como em Frenken, Van Oort e Verburg (2007), nos quais a variedade setorial relacionada é associada à criação de empregos. A *relatedness* refere-se ao grau de proximidade produtiva entre diferentes produtos ou setores econômicos e fundamenta-se na ideia de que o conhecimento necessário para produzir um determinado bem não está distribuído de forma uniforme na economia, mas é acumulado historicamente em cada localidade. A proximidade produtiva indica a sobreposição de capacidades necessárias entre dois setores: quanto maior essa sobreposição, menor o custo de entrada em um novo setor e maior a probabilidade de diversificação. Em termos de trajetória, isso implica que o espaço de possibilidades de desenvolvimento regional não é ilimitado, mas condicionado pelo estoque histórico de conhecimento produtivo acumulado localmente.

No trabalho inaugural de Hidalgo et al. (2007), essa dinâmica é analisada a partir do comércio internacional. Os autores constroem o chamado *product space*, uma rede que expressa a proximidade entre produtos com base na frequência com que são exportados conjuntamente pelos países. Eles mostram que produtos mais sofisticados tendem a se localizar em um núcleo densamente conectado, enquanto produtos menos complexos ocupam posições periféricas. Empiricamente, observa-se que os países avançam no espaço de produtos desenvolvendo bens próximos à sua pauta produtiva existente. Essa estrutura, entretanto, impõe restrições importantes: economias que se encontram na periferia do espaço de produtos enfrentam maior dificuldade para alcançar o núcleo, o que ajuda a explicar por que países pobres têm maior dificuldade de convergir em renda em relação aos países ricos.

Hidalgo e Hausmann (2009) utilizando dados de exportação com a classificação do produto exportado e a sua origem, estabelecem o Índice de Complexidade Econômica (ICE), como forma de quantificar as capacidades de cada país. Esse indicador portanto, capta a capacidade de cada país em combinar o conhecimento produtivo presente na região, refletido em sua pauta de exportações. Os autores demonstram ainda que o Índice tem alta correlação com o nível de renda de seus países, assim como poder preditivo de crescimento. Desse modo obtém-se uma perspectiva quantitativa do nível de desenvolvimento de uma região e uma análise setorial detalhada daquela região, o que possibilita traçar possíveis caminhos para patamares mais elevados de desenvolvimento.¹

O processo de criação e acúmulo de conhecimento complexo mostra-se particularmente concentrado tanto setorialmente, como evidenciado em Ejerme (2009), quanto regionalmente, conforme demonstrado por Balland e Rigby (2017). Essa concentração implica que apenas alguns setores e territórios conseguem internalizar rotinas, competências e bases tecnológicas mais sofisticadas, enquanto outros permanecem à margem desse processo. Analisar como facilitar a difusão desse conhecimento torna-se, portanto, fundamental para regiões que

¹A forma de cálculo dos indicadores de complexidade será apresentada na seção de metodologia da dissertação

enfrentam defasagens tecnológicas. Trata-se não apenas de atingir níveis mais elevados de desenvolvimento, mas de compreender o percurso necessário para alcançá-los, levando em conta as condições iniciais das estruturas produtiva e institucional de cada região, bem como as restrições impostas por suas trajetórias históricas.

De modo geral, a literatura mostra que as regiões tendem a se diversificar em atividades tecnológicas que apresentam maior proximidade com aquelas já existentes em sua base produtiva (Hidalgo et al., 2018). A expansão para novos setores, portanto, não ocorre de forma aleatória, mas é condicionada pelas capacidades acumuladas e pela estrutura de conhecimento previamente instalada. Esse resultado aparece de forma consistente em diferentes contextos regionais, de produtos e com diferentes métricas de diversificação.

A partir de uma perspectiva regional, Neffke, Henning e Boschma (2011) investigam como novos caminhos de crescimento emergem em economias locais. Utilizando dados de plantas industriais de 70 regiões suecas entre 1969 e 2002, os autores constroem um indicador de relatedness tecnológica entre indústrias e mostram que a probabilidade de entrada de um novo setor em uma região é maior quando ele é tecnologicamente relacionado às indústrias já presentes. De forma complementar, setores tecnologicamente não relacionados apresentam maior probabilidade de saída. Os resultados revelam forte dependência de trajetória (*path dependence*), bem como elevada coesão tecnológica regional ao longo do tempo, mesmo diante de relevantes transformações estruturais.

Em outro enfoque, Kogler, Rigby e Tucker (2013) analisam dados de patentes de 366 cidades norte-americanas entre 1981 e 2010 e demonstram que a relatedness tecnológica exerce papel fundamental nos processos de mudança tecnológica urbana. Os resultados indicam que a probabilidade de entrada de uma nova tecnologia em uma cidade aumenta significativamente quando há maior proximidade com a base tecnológica já existente, ao passo que a probabilidade de saída diminui nessas condições. Esse achado reforça a ideia de que a diversificação tecnológica ocorre de forma incremental e ancorada em capacidades previamente acumuladas, e não por saltos radicais desconectados da estrutura local.

Balland et al. (2019) avançam no debate ao articular os conceitos de relatedness e complexidade do conhecimento em um marco de política pública, especialmente no contexto da estratégia de smart specialization na União Europeia. Os autores mostram que diversificar para tecnologias mais complexas é desejável, mas representa um desafio considerável para grande parte das regiões. O caminho mais promissor identificado é aquele que combina ambição tecnológica com ancoragem nas capacidades locais existentes, isto é, o desenvolvimento de tecnologias complexas relacionadas à base já estabelecida. A partir desses resultados, os autores propõem um arcabouço analítico que evidencia riscos e retornos de

diferentes estratégias de diversificação regional.

Petralia, Balland e Morrison (2017) encontram que a probabilidade de diversificação é maior em setores tecnológicos já presentes, principalmente para países em estágios iniciais de desenvolvimento, fato pertinente para análise estratificada de renda realizada neste presente trabalho. Tal diagnóstico possibilita revelar setores que impulsionariam o processo de desenvolvimento regional baseado em suas capacidades presentes e patamar de renda que se encontra, semelhante, porém com diferentes técnicas de análise, do modelo de sobrevivência do presente trabalho.

Cabe ressaltar também o crescimento econômico no sentido estrito de crescimento de renda é acompanhado por outras faces do desenvolvimento quando acompanhado com a presença de estruturas complexas. A literatura avança em diversos outros sentidos para demonstrar benefícios associados aos países que têm uma economia mais complexa tais como, desigualdade Hartmann et al. (2017), emissões de poluentes Romero e Gramkow (2021), saúde Vu (2020), dentre outros aspectos que também podem ser considerados de regiões desenvolvidas.

Trabalhos que utilizam a abordagem da Complexidade Econômica com dados de patentes chamam o indicador de Índice de Complexidade Tecnológica (ICT) (Knowledge Complexity Index - KCI), utilizando os mesmos conceitos de ubiquidade e diversidade, assim como o método das reflexões. Embora a variável apareça apenas com Balland e Rigby (2017), trabalhos como o de Boschma, Balland e Kogler (2015), utiliza-as para avaliar a dinâmica tecnológica em regiões metropolitanas americanas. Os autores realizam uma primeira adaptação metodológica, utilizando os dados de patentes das regiões metropolitanas dos Estados Unidos para calcular as medidas de *relatedness* e de concentração tecnológica para investigar a entrada e saída de novas tecnologias, encontrando que há maior criação de patentes com tecnologias similares às presentes na região, assim como maior permanência de classes similares.

Na mesma direção porém em outro contexto espacial e tecnológico, Balland et al. (2019) analisam regiões da União Europeia e propõem uma política de diversificação tecnológica baseada nas atividades já presentes em cada território, reforçando os achados anteriores de que a proximidade tecnológica é um fator determinante para o avanço regional.

Embora grandes avanços tenham sido feitos nos últimos anos no desenvolvimento do ICT e em suas aplicações, sobretudo no que diz respeito à análise de *relatedness* tecnológico, como demonstrado por Boschma, Balland e Kogler (2015), ainda são escassos os estudos que exploram o papel do ICT em análises diretas de crescimento econômico, como se fez com o

ICE. De modo geral, o ICT tem sido mais comumente relacionado a efeitos indiretos sobre o desenvolvimento. Por exemplo, Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) encontra que o ICT exerce efeitos positivos sobre a geração de conhecimento, mas apresenta impactos ambíguos sobre a produtividade. Se por um lado há estímulo na criação de conhecimento produtivo, também encontra que a alta complexidade pode representar barreiras de entrada, limitando sua difusão.

Apesar da consolidação desse campo nas literaturas americana e europeia, ainda há um número reduzido de estudos aplicando essas ferramentas para entender dinâmicas de desenvolvimento econômico em países periféricos, como o Brasil. Trabalhos como o de Freitas, Britto e Amaral (2024) aplicam a lógica de indústrias relacionadas e a complexidade econômica para analisar o potencial de diversificação das microrregiões brasileiras, enquanto Carvalho et al. (2022) utilizam uma abordagem de diferenças-em-diferenças para investigar o efeito da complexidade sobre o crescimento do PIB per capita em nível municipal, encontrando resultados robustos e positivos. A abordagem do presente trabalho traça paralelos com estes ao avaliar o crescimento regional, porém com outra referência espacial, de mesorregiões, e também busca avaliar os efeitos da complexidade tecnológica, com dados de patentes brasileiras, nesse crescimento regional.

2.3 Patentes como Indicador do Conhecimento Produtivo e Inovação em Análise Regional

O uso de dados de patentes é amplamente reconhecido como uma proxy relevante para mensurar inovação e atividade em pesquisa. Griliches (1998) discute de forma aprofundada as vantagens desse indicador, destacando sua utilidade especialmente quando outras métricas de inovação não estão disponíveis. No entanto, o autor também aponta limitações, como a defasagem temporal entre inovação e registro, e a sub-representação de setores como serviços, atividades informais ou segmentos que utilizam outros mecanismos de proteção do conhecimento. Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) reforça essas restrições, ressaltando que os dados de patentes refletem mais fielmente setores intensivos em tecnologia. Apesar dessas limitações, avanços recentes na disponibilidade de microdados têm ampliado o potencial analítico das patentes em estudos regionais, permitindo diagnósticos mais precisos da estrutura tecnológica local e suas trajetórias de inovação.

Jaffe (1986) utiliza patentes para avaliar retorno em P&D, encontrando que firmas que tem um investimento maior também são maior beneficiárias de *spillovers* tecnológicos, Trajtenberg (1990) e Hall, Jaffe e Trajtenberg (2005) examinam a contribuição de estoque de patentes para como medida do nível de inovação e o valor de mercado de firmas, respectivamente, e ambos encontram resultados positivos, principalmente quando as patentes têm um grande número de citações. Assim a utilização de patentes fornece dá uma perspectiva

mais detalhada da composição do conhecimento produtivo que uma região contém, possibilitando mostrar os caminhos de desenvolvimento em classes tecnológicas que o local pode se desenvolver a partir de seu estoque, visando alcançar patamares superiores de desenvolvimento econômico em setores de complexidade econômica mais elevada.

O conhecimento técnico-científico resultante de P&D pode ser utilizado em união com outros aspectos, como a diversidade produtiva, a complexidade ocupacional e a capacidade de recombinar conhecimentos técnicos e tácitos. Uma aplicação é evidenciado por Romero et al. (2022), que, ao utilizarem dados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) para calcular o ICE com base nos setores de emprego descritos na base, demonstram que o índice apresenta relações robustas com o crescimento econômico tanto em nível municipal quanto estadual.

Enquanto aplicações como a mensuração da complexidade produtiva a partir de dados de emprego, comércio ou patentes, podem ser relacionadas a mecanismos facilitadores do crescimento econômico, por exemplo, a diversificação produtiva e o acúmulo de capacidades tecnológicas, seu efeito direto ainda foi pouco explorado. Mesmo quando essa associação mais direta foi investigada, como em Antonelli, Crespi e Quatraro (2020), a análise apresenta um escopo espacial limitado.

A restrição espacial reduz o potencial diagnóstico da abordagem da complexidade econômica, uma vez que os índices de complexidade apresentam elevada variabilidade em função da Vantagem Comparativa Revelada utilizada em seu cálculo. Ao se restringir a amostra de regiões, incorre-se não apenas em viés em favor de países e regiões centrais, mas também na exclusão da possibilidade de identificar setores promissores em áreas sub-representadas.

Mesmo em Broekel (2019) e Balland et al. (2019), levantam-se preocupações quanto à acurácia dos resultados que relacionam indicadores de complexidade ao desempenho econômico em contexto europeu. Os autores destacam que a maior dispersão tecnológica observada nos Estados Unidos, em comparação à Europa, pode levar à subestimação do ICT quando aplicado ao caso europeu. No entanto, não há uma discussão aprofundada sobre a hipótese de que a própria dispersão tecnológica europeia constitua um fator limitante para a robustez desses resultados. Também não se debate de forma sistemática como tais resultados poderiam divergir caso fossem utilizadas amostras em escalas alternativas ou com diferentes focos espaciais, como o presente estudo que adota as mesorregiões brasileiras, em linha com a proposta de Boschma, Balland e Kogler (2015).

Sendo uma abordagem que se propõe a recomendar caminhos de desenvolvimento baseado nos recursos presentes, se torna imperativo que países subdesenvolvidos sejam

representados nas discussões e resultados, não só pela questão do referencial, mas também pela possibilidade de indicar trajetórias de especialização que são pertinentes à essas áreas, baseadas em sua estrutura produtiva e, potencialmente, combinada com a produção tecnológica local revelada por dados de patentes.

Foram realizados esforços posteriores na intenção de ter uma visão mais abrangente sobre os efeitos da Complexidade Econômica com diferentes contextos em Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), combinando métricas utilizando dados de exportação, patentes e publicações científicas, avaliando em crescimento econômico, desigualdade de renda e emissões. Este estudo destacou a contribuição das estruturas complexas para os benefícios das estruturas complexas no crescimento econômico, desigualdade de renda e emissões de CO², buscando não apenas uma visão mais completa, mas também investigando o efeito direto no crescimento econômico, uma área já bem estabelecida na literatura. Outros trabalhos tinham um foco em características que normalmente eram mais auxiliares ao desenvolvimento, como os já citados Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) em produtividade e Boschma, Balland e Kogler (2015) em entrada de novas firmas. Assim busca-se combinar as métricas, de Complexidade Econômica através da RAIS e de ICT através de dados de patentes brasileiras para as mesorregiões brasileiras, buscando avaliar a relação desses índices com índices de crescimento econômico regional.

Desde os primeiros artigos de inauguração da abordagem da Complexidade Econômica as suas limitações são bem postas por Hidalgo (2021). Levando em consideração que o índice é encontrado a partir de dados de exportação, há uma parcela interna da economia, e consequentemente suas capacidades, que não é contemplada na análise, pois o índice mostra que há demanda externa para os setores que são considerados complexos. Enquanto a métrica se propõe que essas capacidades estão implícitas no índice, pois este conhecimento tácito se expressa na pauta de exportação que é utilizada, não é difícil de supor que algumas capacidades não são adequadamente contempladas, como aquelas relacionadas com atividades econômicas internas e o setor de serviços em geral. O uso de setores ocupacionais no território brasileiros busca dar uma dimensão mais interna ao ICE ao passo que e a utilização de patentes traz um aspecto tecnológico que também não necessariamente se revelaria em outros contextos.

Levando em consideração as características de concentração do conhecimento produtivo, uma análise espacial torna-se necessária para avaliar os efeitos de sua transmissão. A análise seminal de Jaffe (1986) traz a contribuição da análise de *spillovers* de conhecimento através de dados de patentes americanas, encontrando a importância da localidade desses conhecimentos e como o fluxo ocorre, no sentido de setores com classificação, e consequentemente características, próximas. No âmbito de análises da Complexidade utilizando dados de patentes, Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) relatam em seus achados de modelos

econométricos espaciais, encontrando componente autorregressivo espacial significativo, sendo a variável dependente o próprio ICT ou estoque de conhecimento, e negativo para o seu modelo de produtividade, em consonância com seu modelo de efeitos fixos.

2.4 A Dinâmica do Desenvolvimento Regional Brasileiro sob a Ótica da Complexidade Econômica

A análise do desenvolvimento regional brasileiro revela desafios significativos, tanto em uma perspectiva global de países subdesenvolvidos buscando crescimento econômico baseado em estruturas produtivas primárias, quanto em um recorte regional, onde a concentração de conhecimento tende a perpetuar desigualdades econômicas. Essa concentração também é encontrada nos Índices de Complexidade calculados com patentes, como demonstrado por Balland e Rigby (2017), fazendo com que o desenvolvimento econômico também seja concentrado. A necessidade de um diagnóstico preciso e detalhado de como essa concentração ocorre, e quais os caminhos que podem ser tomados para proporcionar oportunidades para aquelas regiões fora dos eixos, torna-se imperativa.

De acordo com Diniz e Simões (2000), a maioria dos artigos científicos e pesquisadores se concentram em 5 cidades (São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Campinas e São José dos Campos), acompanhando a concentração tecnológica existente no Sudeste brasileiro, assim como os maiores polos econômicos brasileiros, o que motiva que as regiões fora desse centro tenham à sua disposição informações sobre os seus setores que podem ser mais promissoras. A tarefa não é fácil, dado o nível de concentração regional existente e as já citadas dificuldades de mobilidade de conhecimento produtivo. No entanto, essa análise pode oferecer caminhos para colaborações entre regiões a partir de seu conhecimento tecnológico e científico existentes.

Silva e Simões (2004) confirmam essas concentrações, identificando *clusters* de áreas científicas em nível de microrregião, sugerindo oportunidades de colaboração regional para avanços científicos e tecnológicos. Tal pressuposto guia a análise não só da possibilidade de colaboração, mas também exibindo setores promissores, através da Complexidade Econômica. As coocorrências setoriais em cada microrregião possibilitam não só encontrar a proximidade tecnológica, mas também de calcular os Índices de Complexidade utilizando o território brasileiro como amostra, dividido por mesorregiões, podendo assim não só encontrar o índice como os níveis de *relatedness* entre os setores, aprofundando o diagnóstico de caminho para desenvolvimento regional baseado nas capacidades tecnológicas e científicas presentes.

Mesmo que a produção científica tenha um caráter colaborativo bem conhecido, a sua concentração ainda é notória, e com as maiores universidades brasileiras se situando em

algumas cidades do Sudeste a difusão do conhecimento produzido nesses centros ainda é deficiente, e mesmo a uma maior colaboração entre esses centros poderia trazer grandes benefícios científicos e tecnológicos, como exposto em Silva e Simões (2004).

A abordagem da Complexidade Econômica possibilita não só exibir de outro modo essas concentrações tecnológicas, através das classificações setoriais do registro de patentes, mas também trazer quais são os setores que trazem a maior relevância para uma estrutura produtiva com mais possibilidade de conexões com outros setores. Ao se buscar diversificação em setores complexos baseados em capacidades presentes, a economia como um todo tem mais facilitadores de crescimento, assim como os demais fatores correlatos com economias complexas como citado.

No estudo de França, Boschma e Vonortas (2024), a relação entre *relatedness*, complexidade e diversificação regional é analisada de maneira direta para o caso brasileiro. Os autores investigam como diferentes tipos de regiões, com níveis distintos de capacidades locais, diversificam seus setores e tecnologias no período de 2006 a 2019. Os resultados mostram que as regiões tendem a se diversificar em atividades que exigem capacidades semelhantes às já existentes localmente, reforçando o papel da dependência de trajetória. Outro resultado central é a relação não linear entre complexidade e diversificação: em geral, setores ou tecnologias mais complexos apresentam menor probabilidade de entrada, porém, em regiões já altamente complexas, a complexidade passa a atuar como força positiva para a diversificação. Esses achados dialogam diretamente com esta dissertação ao evidenciar que as oportunidades de diversificação no Brasil são heterogêneas e condicionadas pelo estoque prévio de capacidades regionais, assim como pela não-linearidade encontrada.

O trabalho de Queiroz, Romero e Freitas (2024) é particularmente relevante por evidenciar que o processo de diversificação produtiva não depende apenas da proximidade setorial, mas também do nível inicial de complexidade das regiões. Os autores mostram que, sobretudo em regiões menos complexas, o principal risco não é apenas a dificuldade de entrada em atividades mais sofisticadas, mas a maior probabilidade de saída dessas atividades quando elas conseguem se instalar. Em especial, atividades com complexidade pouco acima da média regional tendem a apresentar elevada chance de desaparecimento, reforçando armadilhas de baixa complexidade e aprofundando desigualdades territoriais. Ao analisar a relação entre complexidade produtiva e tecnológica e o crescimento econômico regional, esta pesquisa também parte do pressuposto de que o desenvolvimento depende da capacidade das regiões, assim como a necessidade de diferentes tipos de diagnósticos para diferentes níveis de desenvolvimento.

Balland et al. (2019), por sua vez, chamara atenção para o papel dos indicadores de

complexidade e *relatedness* como um guia para políticas de desenvolvimento econômico regional. Entretanto, os próprios autores ressaltam a necessidade de propostas envolverem outros aspectos que possibilitariam um desenvolvimento baseado em estruturas da própria região, como redes de comércio, ciência e mercado de trabalho.

O trabalho de Romero et al. (2024) avança na aplicação da abordagem de complexidade econômica ao desenho de estratégias de diversificação produtiva em nível regional. Os autores mostram, com base em microrregiões brasileiras, que níveis mais elevados de complexidade econômica estão associados não apenas ao crescimento do PIB *per capita*, mas também ao aumento do emprego formal, reforçando o argumento de que a acumulação de capacidades produtivas sofisticadas se traduz em melhores resultados socioeconômicos. Os autores igualmente realizam uma análise direta entre complexidade e crescimento regional, ao mesmo tempo em que ampliam o recorte territorial do estudo, contemplando tanto o nível municipal quanto o microrregional. A principal contribuição do artigo consiste na proposição de um método para identificação de setores promissores para cada região, combinando distintos indicadores de complexidade em um índice sintético e testando sua capacidade preditiva em trajetórias reais de diversificação regional.

Freitas, Britto e Amaral (2024), por sua vez, trazem contribuições metodológicas importantes ao utilizar dados ocupacionais em nível de firma para mensurar o grau de relacionamento entre indústrias e sua relação com a diversificação regional. A análise das microrregiões brasileiras mostra que indústrias tecnologicamente relacionadas às já instaladas têm maior probabilidade de entrada, enquanto setores não relacionados tendem a sair, evidenciando um processo fortemente dependente de trajetória. Importante também o achado de que o tamanho das aglomerações urbanas favorecem o processo de acumulação de capacidades, trazendo esse importante componente espacial da análise que também é faz coro com o presente trabalho, assim como uso da Entropia de Shannon como métrica de concentração setorial. Esses resultados reforçam a ideia de que a atração e retenção de indústrias complexas é mais desafiadora nas regiões com menor acúmulo de capacidades, aspecto que será explorado empiricamente nesta dissertação ao analisar o papel da complexidade ocupacional e tecnológica no crescimento econômico.

No estudo de Carvalho et al. (2022), a relação entre aumento de complexidade econômica e crescimento é investigada diretamente para os municípios brasileiros entre 2009 e 2019. Os autores combinam métodos de avaliação de impacto, utilizando *Propensity Score Matching* e diferenças-em-diferenças, para identificar se aumentos substanciais no ranking de complexidade resultam em maior PIB *per capita*. Os resultados indicam que, independentemente do ponto de corte utilizado, o aumento de complexidade econômica gera efeitos positivos sobre o crescimento municipal. Esse trabalho é especialmente relevante para

esta dissertação, pois fornece evidências causais de que o acúmulo de capacidades produtivas mais sofisticadas não apenas molda trajetórias de diversificação, mas também está associado a melhorias concretas de desempenho econômico, assim como uma avaliação mais direta entre complexidade econômica e crescimento econômico regional.

Por fim, Carvalho (2024) examina de forma abrangente os determinantes da diversificação tecnológica e industrial nas regiões brasileiras, considerando não apenas as capacidades locais, mas também a influência de regiões vizinhas. O trabalho demonstra que novas tecnologias tendem a surgir quando relacionadas ao portfólio produtivo regional, especialmente em áreas menos desenvolvidas, nas quais o conhecimento industrial exerce papel mais decisivo do que o conhecimento tecnológico acadêmico. Mostra-se também que a competitividade e a densidade de capacidades adjacentes em regiões próximas aumentam a probabilidade de novas especializações e reduzem as saídas setoriais, sugerindo forte componente espacial no processo de diversificação. Esses resultados dialogam diretamente com os objetivos desta dissertação, ao evidenciar que a interação entre estruturas ocupacionais e tecnológicas, somada às relações inter-regionais, é elemento chave para compreender as desigualdades e as possibilidades de desenvolvimento no território brasileiro.

2.5 Considerações Finais

A literatura revisada mostra que estruturas produtivas mais complexas estão associadas a maiores níveis de renda e a trajetórias de crescimento mais dinâmicas, tanto em países quanto em regiões. Esses trabalhos destacam que a diversificação ocorre, em geral, para atividades tecnologicamente relacionadas às já existentes, reforçando trajetórias dependentes do passado e revelando desigualdades territoriais na distribuição das capacidades produtivas.

Além disso, os estudos recentes indicam que a complexidade contribui para reduzir o tempo necessário para romper patamares de renda, ajudando a explicar por que algumas regiões conseguem escapar da armadilha da renda média enquanto outras permanecem estagnadas.

O presente trabalho busca, adaptando a proposta de Felipe, Mehta e Rhee (2018), compreender como estruturas complexas se relacionam com o desenvolvimento econômico regional por meio de uma abordagem baseada em estados e transições de renda. Emprega-se um arcabouço que combina indicadores de complexidade com a probabilidade de permanência e mudança entre diferentes faixas de PIB per capita, permitindo analisar o desenvolvimento como um processo dinâmico e dependente de trajetória, e não apenas como variação média de crescimento. A adaptação para o contexto brasileiro em nível de mesorregiões, incorporando

simultaneamente medidas de complexidade econômica e tecnológica, amplia o alcance metodológico do modelo para além de participação de manufatura no emprego e no produto, oferecendo uma leitura integrada entre estrutura produtiva, base tecnológica e transição entre estágios de desenvolvimento.

A dissertação dialoga diretamente com essas contribuições ao analisar a estrutura regional da complexidade econômica no Brasil e sua relação com o desenvolvimento. O trabalho avança ao incorporar uma perspectiva multidimensional de complexidade, considerando não apenas a estrutura produtiva, mas também elementos associados ao conhecimento e à base tecnológica, e ao investigar como essas dimensões influenciam o crescimento econômico regional brasileiro. Diante das limitações de disponibilidade de dados de patentes mencionadas anteriormente, a opção pelo recorte de mesorregiões oferece uma perspectiva ainda pouco explorada na literatura, uma vez que a maior parte dos estudos utiliza microrregiões (o mais próximo é o uso de regiões intermediárias em Carvalho (2024)).

Ao combinar modelos de sobrevivência e de crescimento econômico, o trabalho reforça a ideia de que o desenvolvimento deve ser compreendido como um processo dinâmico e dependente de trajetória, contribuindo metodologicamente para o diálogo com a literatura de complexidade econômica. Além disso, o presente estudo adota uma abordagem que pode ser considerada mais direta, ao comparar explicitamente os índices de complexidade com o crescimento regional. Enquanto parte relevante da literatura enfatiza mecanismos indiretos, como diversificação, inovação ou produtividade, a análise proposta aqui mostra que, dada a sensibilidade dos resultados a diferentes recortes setoriais e territoriais, avaliações mais diretas da relação entre complexidade e crescimento também são fundamentais e complementares para o avanço do debate.

3 DADOS E INDICADORES DE COMPLEXIDADE

3.1 Introdução

Este capítulo apresenta uma discussão dos dados a serem utilizados nas análises empíricas apresentadas no capítulos 4 e 5 desta dissertação.

Na seção 3.2 são apresentados os dados utilizados nos exercícios reportados nos capítulos, discutindo a sua estrutura e artigos que utilizaram dados semelhante. Além disso, são apresentados também as formas de cálculo dos índices Herfindahl-Hirschman (HHI) e da Entropia de Shannon a partir dos dados coletados, e que serão utilizados como controle no testes do capítulo 4 e 5.

Na seção 3.3 é apresentada a forma de cálculos dos indicadores de complexidade, seguindo o método das reflexões, proposto por Hidalgo e Hausmann (2009). Cabe ressaltar que essa mesma metodologia será utilizada para calcular tanto o índice de complexidade econômica (ICE) das regiões e das atividades (ICA), como para o cálculo do índice de complexidade tecnológica (ICT) das regiões e das classes tecnológicas (ICCT).

Na seção 3.4 é discutido o processo de tratamento dos dados de patentes para o cálculo do índice de complexidade tecnológica (ICT), uma vez que diversas características particulares das bases de países subdesenvolvidos como o Brasil requerem tratamentos extras em relação aos usualmente realizados em dados de emprego ou exportações.

A seção 3.5 apresenta então uma análise exploratória e inicial dos indicadores de ICE e ICT das regiões, e ICA e ICCT das atividades e classes tecnológica. A seção 3.6, por fim, apresenta as considerações finais do capítulo.

3.2 Dados

Com a finalidade de avaliar os efeitos no crescimento econômico regional por fatores relacionados ao conhecimento produtivo e suas potenciais ramificações nas mesorregiões brasileiras, a análise dos próximos capítulos se apoiará principalmente em duas categorias de dados, os de patentes tecnológicas registrados no Instituto Nacional de Propriedade Intelectual (INPI), na BADEPI, e os dados de trabalho formal obtidos a partir da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), para cálculo do Índice de Complexidade Tecnológica (ICT) e para o cálculo do Índice de Complexidade Econômica (ICE), respectivamente. Os dados cobrem o período de 2003 a 2019.

A BADEPI disponibiliza dados de diferentes tipos de registro dos quais os utilizados são referentes à Patentes de Invenção (retirando as categorias Modelo de Utilidade e Certificado de Adição dos registros), enquanto a maior parte dos pedidos são de registros de Marcas, também competência do INPI assim como Desenhos Industriais, Contratos de Tecnologia, Indicações Geográficas, Programas de Computador e Topografias de Circuito Integrado. As demais designações de registros também trazem uma perspectiva do conhecimento produtivo regional, porém, com a finalidade de se ater a registros com maiores paralelos com a literatura de Complexidade Econômica que restringe-se a amostra quanto à sua utilização. Também há um limite quanto à origem do país depositante, sendo estes apenas os pertencentes ao território nacional, o que representa 6.461 registros únicos de patentes para o ano de 2019, e 9.040 combinações de patentes e classe IPC, ou seja, contabilizando patentes que tem mais de uma classificação. Comparando com 21.910 registros únicos e 74.678 combinações de número de pedido e classe IPC, pode-se ver que os registros nacionais de patentes representam uma fração de toda a amostra, porém dado o foco em analisar o panorama nacional, os modelos serão baseados nesses registros. Não só pelo foco adotado, mas também pela necessidade de conter a informação geográfica de patentes para os cálculos dos Índices de Complexidade.

A escolha das mesorregiões como unidade de análise decorre de uma combinação de razões conceituais, empíricas e práticas. Em primeiro lugar, as mesorregiões capturam conjuntos de municípios que compartilham características econômicas e produtivas semelhantes, articuladas por fluxos de trabalho, redes urbanas e integração territorial. Essa escala é, portanto, mais próxima do que se entende por sistemas produtivos regionais, evitando ao mesmo tempo a excessiva heterogeneidade dos estados e a elevada volatilidade dos municípios isolados. Em termos empíricos, a agregação em mesorregiões reduz ruídos estatísticos associados a pequenas economias locais, como elevada instabilidade de séries de emprego, renda e patentes, o que tem grande influência nos cálculos dos indicadores, além de mitigar problemas de zeros estruturais em variáveis tecnológicas.

Dentre os trabalhos que também utilizaram bases semelhantes para o cálculo dos indicadores de complexidade econômica, destaca-se Freitas (2019), que emprega dados da RAIS agregados em mesorregiões brasileiras para analisar o processo de diversificação produtiva no período de 2006 a 2016 (com recortes adicionais entre 2010 e 2015). De modo complementar, Carvalho (2024) utiliza simultaneamente as bases RAIS e BADEPI para construir indicadores de complexidade econômica e tecnológica, adotando como referência espacial as regiões intermediárias do IBGE. Em 2017, o IBGE revisou a divisão territorial de mesorregiões para regiões intermediárias, ano que integra o período analisado por este trabalho e pelos estudos mencionados. Opta-se aqui por manter a classificação antiga de mesorregiões, dado que a alteração foi relativamente limitada, passando de 137 mesorregiões para 133

regiões intermediárias, e não modifica de forma substantiva os resultados empíricos. Já Carvalho et al. (2022) adotam a escala municipal, o que se mostra coerente com a estratégia empírica utilizada pelos autores, mas que introduz maior volatilidade e presença de zeros estruturais nas variáveis tecnológicas, justificando a opção por uma unidade mais agregada neste estudo.

Essa escala também dialoga com o nível em que políticas públicas regionais costumam operar, o que torna os resultados mais relevantes do ponto de vista do planejamento territorial e da formulação de estratégias de diversificação produtiva baseadas em capacidades existentes. As mesorregiões permitem identificar tanto áreas de concentração de atividades complexas quanto regiões em situação de defasagem estrutural, possibilitando a proposição de políticas diferenciadas conforme o estágio de desenvolvimento regional. Além disso, ao captarem sistemas produtivos funcionalmente integrados, os resultados obtidos nesta dissertação podem ser diretamente articulados com instrumentos de política regional, inovação e desenvolvimento produtivo implementados em escalas supra-municipais.

Após o filtro inicial quanto à localização das patentes na amostra, o próximo passo, consiste em determinar o nível de desagregação quanto à classificação tecnológica que será utilizada. Embora haja uma tendência na forma de classificação em anos recentes, o simples fato de haver diferentes tipos de classificações já dificulta uma homogeneização dos resultados. Aliada à uma regionalização dos registros de patentes, visando o uso em determinada região, diferentes classificações possibilitam uma grande variabilidade dos resultados. Esses resultados variam não só na composição setorial de cada tipo de patente em cada região, mas, no que trata o trabalho, no cálculo dos Índices de Complexidade. A presente escolha é da classificação de 3 dígitos IPC, ficando com a possibilidade de 129 categorias diferentes. Embora trabalhos como o inicial de Balland e Rigby (2017) conter 438 classes, a referência principal quanto à uma complexidade multidimensional em Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022) são 668 representadas e o trabalho de Antonelli, Crespi e Quattraro (2020) conter 623 classes, a base utilizada tem uma granularidade reduzida.

Assim, pode-se dizer que há uma dificuldade em descrever o panorama tecnológico regional a partir dos dados de patentes se utilizando da abordagem da Complexidade Econômica. Dada a importância da presença relacional das patentes em cada região, ou seja, a quantidade de patentes naquela região comparada a sua importância para o total da amostra, e o quanto as outras regiões possuem registros em determinado setor, não surpreende uma possível variabilidade de resultados, não só ao examinar a base mesorregional brasileira, mas também o quanto a forma de selecionar a amostra, que varia em diferentes trabalhos com diferentes referências regionais.

Do trabalho seminal de utilização de patentes para cálculo de Índices de Complexidade de Balland e Rigby (2017) não é explicitada nenhuma referência quanto a parâmetros de seleção das patentes utilizadas na amostra, seja pela quantidade de uma região para ser contemplada na amostra ou de uma classe tecnológica para estar presente nos cálculos. A amostra inicial completa se mostra dessa forma, com 129 classes IPC, 92.833 patentes e 130.782 combinações patentes e classificações, ou seja, patentes que tem mais de uma designação tecnológica, selecionadas dos anos de 2003 a 2019. Pode-se observar na Tabela 23 a distribuição das patentes entre as 134 mesorregiões, dos anos de 2003 à 2019¹. Há uma grande concentração nas regiões metropolitanas e polos tecnológicos como Campinas e São José dos Campos, como esperado.

Nesta análise não se pode deixar de considerar as condições tecnológicas do Brasil se situa. O registro de patentes não deve ser visto como o um retrato definitivo do panorama tecnológico regional (e tal limitação existe também em países com maior grau de nível tecnológico), pois a prática de registrar inovações e invenções se concentra em grande parte nas universidades e centros de pesquisas brasileiros, como evidenciado em Silva e Simões (2004). Outro fator que é presente particularmente ao Brasil é o grande atraso no registro definitivo das patentes depositadas no INPI, como descrito por Garcez Júnior e Moreira (2017), sendo o tempo médio de espera, em 2013, de 11 anos para o processo de registro definitivo ser realizado, elevado se comparado com o caso americano, europeu e japonês, que tem espera média de 2,4 anos, 3 anos e 1,95 anos, respectivamente.

Com o objetivo de trazer o aspecto multidimensional para a análise, utilizam-se de duas formas distintas de microdados para basear os Índices de Complexidade, os já citados registros de patentes brasileiras, e os dados de emprego dos trabalhadores formais no Brasil a partir da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS). A RAIS constitui uma base de dados de grande volume e grau de detalhamento, trazendo informações individuais de caracterização social, econômica e ocupacional. Para poder realizar os os cálculos de complexidade é utilizada a sua informação do setor da atividade que o indivíduo é registrado, e o município, posteriormente agregado em sua respectiva mesorregião. O setor é designado pela Classificação Nacional das Atividades Econômicas (CNAE), utilizando a classificação de 2 dígitos, totalizando 59 setores.

O interesse em utilizar os dados de emprego como instrumentos de cálculo do ICE, se dá no fato de que este tipo de dado não só está disponível em nível de agregação e quantidade desejados, mas ele também sana algumas limitações que o tipo tradicional de cálculo, com dados de exportação. Em Hidalgo (2021) são postas alguns dos problemas que o uso exclusivo deste tipo de dado pode causar, como não conter informações de fontes importantes de

¹O total de mesorregiões são 137, considerando as mesorregiões de 2019, porém 3 mesorregiões não tiveram patentes registradas no período e para estas se designa ICT 0, dado que o ICT se normaliza de 0 a 100, conforme Balland e Rigby (2017)

atividade econômica, como o setor de serviços, que são bem documentados nos dados da RAIS; traz um aspecto da atividade econômica interna, principalmente ao avaliar países que não possuem um grau de abertura internacional elevado.

Cabe ressaltar que os índices de complexidade foram desenhados com a perspectiva do desenvolvimento econômico internacional, então o fato dos produtos considerados complexos serem aqueles com o maior destaque relativo na pauta de exportação faz sentido sobre a ótica adotada de diversificação e ubiquidade, pois o próprio caminho para se tornar uma economia mais complexa, passa por se tornar um exportador mais relevante em produtos complexos, a partir de produtos que já tem algum nível de importância nessa economia.

A intenção de utilizar os Índices de Complexidade de forma conjunta, é que o diagnóstico se torne mais completo, englobando as múltiplas facetas que relações de produção e conhecimento complexas, e as suas associações para o crescimento regional.

Seguindo a estratégia de incorporar variáveis amplamente utilizadas na literatura de desenvolvimento regional, complementam-se os modelos com indicadores menos abstratos do que os índices de complexidade, mas diretamente associados ao potencial de crescimento econômico. São consideradas as seguintes variáveis: população inicial das mesorregiões (IBGE), proporção de trabalhadores com ensino superior (RAIS), PIB per capita inicial do período (IBGE) e número de patentes por 100.000 habitantes (BADEPI). Essas variáveis capturam dimensões estruturais clássicas do desenvolvimento, como escala demográfica, qualificação do trabalho, nível inicial de renda e esforço inovativo.

A proporção de trabalhadores com ensino superior e o número de patentes por 100.000 habitantes são aqui tratadas como variáveis de intensidade, uma vez que mensuram a densidade de fatores associados ao avanço tecnológico e à capacidade inovativa. A primeira reflete a qualificação média da força de trabalho regional. A segunda expressa o esforço inventivo relativo à população, funcionando como *proxy* do dinamismo tecnológico local. Em conjunto, ambas aproximam duas dimensões centrais para a complexidade: capital humano e produção de conhecimento codificado.

Além disso, o trabalho incorpora medidas de concentração e diversificação setorial, obtidas por meio da entropia de Shannon e do índice de Herfindahl–Hirschman (HHI). Essas medidas sintetizam a distribuição do emprego entre os setores econômicos e estão diretamente relacionadas à noção de portfólio produtivo das regiões. O índice de Herfindahl–Hirschman é definido como:

$$HHI_c = \sum_p (S_{cp})^2,$$

em que S_{cp} representa a proporção do setor p na região c . Valores próximos de 1 indicam forte concentração em poucos setores, enquanto valores baixos sinalizam diversificação. Como o quadrado das participações setoriais amplifica o peso dos maiores setores, o HHI é especialmente sensível à presença de indústrias dominantes, sendo tradicionalmente utilizado como indicador de concentração econômica.

A entropia de Shannon, por sua vez, é definida como:

$$E_c = -\sum_p S_{cp} \log S_{cp}$$

Nesse caso, quanto maior o valor, maior a diversidade setorial. Diferentemente do HHI, a entropia penaliza distribuições muito desiguais e valoriza portfólios com grande número de setores de tamanho similar. Em termos informacionais, mede o grau de incerteza associado à alocação aleatória de um trabalhador entre setores na região: quanto mais disperso o emprego, maior a entropia. Assim, enquanto o HHI enfatiza a concentração, a entropia destaca a variedade e a distribuição equilibrada.

Do ponto de vista econômico, as duas métricas são complementares. O HHI permite identificar regiões dependentes de poucos setores, mais vulneráveis a choques específicos. Já a entropia de Shannon aproxima a ideia de diversidade produtiva e do potencial de recombinação entre setores, dialogando com os mecanismos de complexidade e *relatedness*. Ao integrar essas variáveis aos modelos, busca-se avaliar se regiões mais diversificadas e menos concentradas apresentam maior probabilidade de alcançar patamares mais elevados de renda e se esses efeitos operam em conjunto com os índices de complexidade econômica e tecnológica.

3.3 Método de Cálculo da Complexidade

A abordagem da Complexidade se pauta em princípios de que, aspectos intrínsecos à estrutura produtiva das regiões são fundamentais em explicar a trajetória de desenvolvimento econômico que esta percorreu, assim como prever os próximos níveis dessa trajetória, como posto em Hidalgo et al. (2007). Essa característica dos Índices de Complexidade é baseada no fato de que as atividades econômicas presentes na região são originadas de aspectos de outras atividades que já se encontravam estabelecidas, e se desenvolveram à partir do *know-how* que foi acumulado nesse desenvolvimento. A abordagem ressalta o impacto do conhecimento tácito que é propagado entre setores que tem características semelhantes aos já estabelecidos, ou seja, o seu grau de *relatedness*.

Enquanto que a forma inaugural do cálculo dos índices de complexidade se utilizam de dados de exportações Hidalgo e Hausmann (2009) com classificações como a *Standard*

International Trade Classification (SITC) com um nível de desagregação de 4 dígitos, *COMTRADE Harmonizes System* de 4 dígitos e *North American Industry Classification System* (NAICS) de 6 dígitos, será utilizada a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) de até 6 dígitos de desagregação, para o cálculo do Índice de Complexidade Econômica e a classificação setorial IPC de designações para patentes. O raciocínio, tanto pelo lado metodológico como pelo lado teórico, permanece o mesmo para a utilização de dados ocupacionais e patentes. Ao se utilizar a base de dados da RAIS a intenção é dar uma perspectiva da atividade econômica das regiões da amostra, assim como o ICE original, e a utilização dos dados de patentes do INPI se propõe a revelar aspectos do conhecimento produtivo acumulado.

Embora uma simples tabulação desses dados já pode nos trazer informações relevantes sobre as condições econômicas e tecnológicas das regiões, o objetivo é fazer com que esses dados revelem mais informações, dada as características desses dados, como as regiões se situam em comparação com o resto da amostra e quais os caminhos que podem ser tomados à partir dali. Com a intenção de calcular os índices de interesse, é feito o agrupamento da base de dados buscando trazer o quanto cada região representa nos diversos setores, ocupacionais para cálculo do ICE e tecnológicos para o cálculo do ICT. Se em determinada região a participação em um setor é maior do que a importância daquele setor na amostra inteira, pode-se dizer que aquela região tem significância setorial à partir do conceito de Vantagem Comparativa Revelada (VCR) estabelecido por Balassa (1965).

$$RCA_{cp} = \frac{X_{cp} / \sum_{p'} X_{cp'}}{\sum_{c'} X_{c'p} / \sum_{c'p'} X_{c'p'}}$$

É construída uma matriz binária M_{cp} , com linhas c representando as regiões e colunas p os setores, povoadas por 1's se a região c tem VCR no setor p e 0 caso contrário. A sintetização do índice se dá em uma sequência de iterações matriciais denominado Método das Refrações estabelecido por Hidalgo e Hausmann (2009) utilizando o sistema:

$$\begin{aligned} M_{cp} &= 1 \text{ se } RCA_{cp} \geq 1 \\ M_{cp} &= 0 \text{ se } RCA_{cp} < 1 \end{aligned}$$

Cada passo desse método traz uma informação relevante, com medidas de diversificação e ubiquidade das regiões e setores representados em na matriz. O passo final ocorre quando $K_{c,n} = K_{c,n-2} = 1$, pois iterações posteriores não resultam em informações que o processo iterativo já teria resultado, e como já é descrito por Hidalgo e Hausmann (2009), aonde cada refração adicional faz com que a correlação do índice final com o nível de renda dos países da amostra aumente, devido a incorporação da ubiquidade setorial e diversificação regional que

fica cada vez mais integrada para os elementos da matriz, sendo que estes possuem a forma:

$$\text{Diversidade:} = k_{c0} = \sum_p M_{cp}$$

$$\text{Ubiquidade:} = k_{p0} = \sum_c M_{cp}$$

Dessas matrizes pode-se definir uma matriz que sintetiza os valores, levando em consideração as regiões que tem representatividade em setores similares e a ubiquidade desses setores em:

$$\tilde{M}_{cc'} = \frac{1}{k_{c,0}} \sum_p \frac{M_{cp} M_{c'p}}{k_{p,0}}$$

De onde é extraído o autovalor K_c do segundo maior autovetor associado à matriz, pois o primeiro é composto apenas por 1's. Deste autovalor pode-se calcular tanto a Complexidade Econômica associada à região c , como a Complexidade do setor p . Definido como:

$$IC_c = \frac{K_c - \langle K \rangle}{std \langle K \rangle}$$

Seguindo esses passos é possível sintetizar as informações que são foco do estudo, os Índices de Complexidade Econômica, aqui tendo como setores p 's as classificações ocupacionais CNAE da RAIS como em Romero et al. (2022), e os Índices de Complexidade Tecnológico, sendo os setores p 's as classificações IPC dos registros de patentes brasileiras.

3.4 Tratamento de Dados para o Cálculo de ICT

A base da qual é feita o cálculo dos Índices de Complexidade diz respeito à ubiquidade e diversificação das classificações dos setores presentes nas amostras, seja de patentes e dados de emprego por setor, como os utilizados aqui, ou dados de exportação, como utilizado na criação do Índice. Esses dados têm características próprias não só quanto às suas classificações, mas também quanto ao seu comportamento temporal.

Mudanças na estrutura produtiva acontecem de formas diferentes em contextos diferentes, assim espera-se que os Índices que são reflexos dessas estruturas também tenham comportamentos diferenciados. Se avaliadas as mudanças indicadas ainda em Hidalgo et al. (2007), pode-se atestar para uma mudança de forma gradual da complexidade em uma janela temporal de décadas, o que é esperado, dado que a pauta de exportações de um país, mesmo sendo afetados por índices com volatilidade de curto-prazo como câmbio e choques externos,

ainda é reflexo da estrutura produtiva interna dos países.

É de se esperar que o ICE tenha um comportamento mais parecido, no sentido de ter uma variação mais suave no tempo, já que o mercado de trabalho, principalmente o formal, tem uma rigidez maior. Novamente flutuações econômicas de curto-prazo têm uma grande influência nessas variações, porém estas, que são facilitadas no sentido de setores setores similares pelo princípio do *relatedness*, têm sua trajetória bem direcionada.

Já o ICT traz a possibilidade de uma grande variabilidade em seus valores entre os anos e entre as mesorregiões, dependendo do tipo de filtro utilizados para selecionar a amostra. Vale dizer que o trabalho que inaugura o uso de dados de patentes para cálculo dos Índices de Complexidade em Balland e Rigby (2017) não explicita nenhum filtro utilizado, porém só são apresentadas médias de 10 anos dos setores e regiões da amostra.

A Figura 1 consolidada com os quatro painéis permite avaliar como diferentes critérios de filtragem de patentes afetam a evolução do ICT mesorregional brasileiro. No primeiro painel, sem filtros, observa-se ampla cobertura territorial, mas também maior volatilidade e presença de ruído associado ao baixo número de depósitos em diversas mesorregiões. Esse comportamento justifica a adoção de restrições mínimas de contagem de patentes em parte da literatura internacional, como discutido por Balland et al. (2019). Embora os autores não explicitem formalmente um ponto de corte, comentam que algo como vinte patentes anuais ainda representaria um número reduzido, enquanto valores na ordem de milhares seriam mais estáveis do ponto de vista estatístico.

A aplicação desse critério mínimo de vinte patentes anuais, representada no segundo painel, reduz substancialmente o número de mesorregiões com série válida. Como consequência, permanece apenas um subconjunto de regiões com maior densidade tecnológica, e a variação do ICT ao longo do tempo torna-se bastante limitada. Ao mesmo tempo, destaca-se claramente a Mesorregião Metropolitana de São Paulo, que apresenta os maiores níveis de ICT ao longo de praticamente todo o período analisado, reforçando a elevada concentração espacial das atividades tecnológicas no país.

O terceiro painel aplica um critério ainda mais restritivo, inspirado em Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), que utiliza um mínimo de cinco patentes por classe tecnológica e região para considerar a observação válida em determinado ano. Essa exigência, embora metodologicamente rigorosa, impõe um filtro forte em economias periféricas e de menor escala, reduzindo a presença de regiões com baixa produção tecnológica. O resultado empírico é semelhante ao do filtro anterior: baixa variabilidade do ICT ao longo do tempo e elevada concentração em poucas mesorregiões, com manutenção do protagonismo da Mesorregião

Metropolitana de São Paulo.

Por fim, o quarto painel incorpora a estratégia de Antonelli, Crespi e Quatraro (2020), que excluem o primeiro quintil das regiões europeias com menor produção de patentes. Embora, no caso europeu, tal recorte corresponda a uma fração muito pequena do total de patentes, 0,01%, no contexto brasileiro a exclusão do primeiro quintil elimina parcela significativamente maior da amostra. Na base BADEPI utilizada neste trabalho, tal exclusão já representaria mais de 1,15% dos registros, ampliando o efeito de concentração regional da atividade inventiva.

De maneira geral, a comparação entre os quatro painéis mostra que filtros baseados em contagem mínima de patentes aumentam a estabilidade do indicador, porém ao custo de reduzir drasticamente a representatividade territorial. As regiões menos intensivas em patenteamento passam a ser sub-representadas ou simplesmente desaparecem da amostra, o que limita a possibilidade de se discutir estratégias de desenvolvimento regional mais abrangentes. Os resultados reforçam, portanto, a importância de ponderar o trade-off entre robustez estatística e cobertura espacial ao aplicar métricas de complexidade tecnológica no contexto brasileiro.

Figura 1 – ICT



Fonte: Elaboração Própria

Assim foram feitas escolhas distintas para objetivos distintos. Para o Capítulo 3, que realiza uma análise de sobrevivência do PIB per capita com modelo de riscos proporcionais de Cox, optou-se por calcular o ICT de forma anual, ao passo que, nos modelos em painel com efeitos fixos do Capítulo 4, o ICT foi construído a partir do acúmulo de patentes nos quatro períodos com médias considerados no modelo, assim como feito por Carvalho (2024).

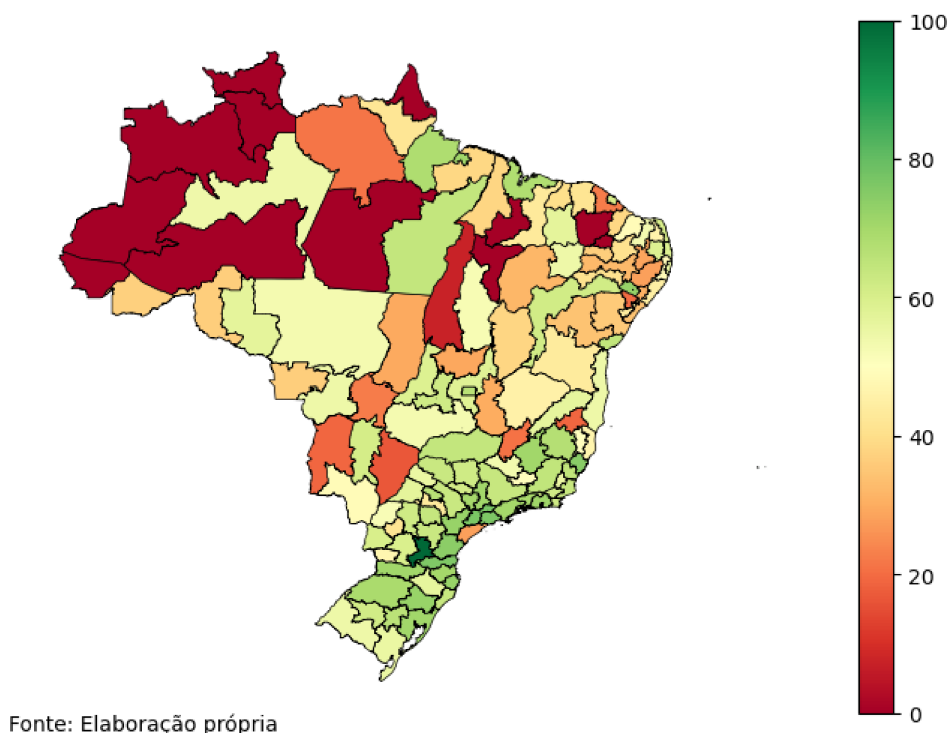
Na análise de sobrevivência, o interesse central está na dinâmica temporal do processo de transição entre patamares de renda. A utilização do ICT anual permite observar como variações de curto e médio prazo na estrutura tecnológica regional afetam as transições de faixa de renda. Por outro lado, nos modelos de painel com efeitos fixos de tempo, o foco desloca-se do timing da transição para a relação estrutural entre complexidade e crescimento econômico. Nessas especificações, agregou-se o número de patentes por períodos para construir o ICT, pois patentes apresentam forte volatilidade anual, especialmente em regiões menos complexas. Essa volatilidade introduziria ruído e muitos valores zero, o que distorceria a medida de complexidade. A agregação por períodos suaviza flutuações idiossincráticas, aproxima o indicador de um estoque acumulado de capacidades tecnológicas e alinha-se melhor à interpretação de efeitos estruturais capturados nos modelos.

Assim, as duas escolhas metodológicas são complementares: no Capítulo 3 busca-se capturar quando as regiões cruzam patamares de renda; no Capítulo 4, busca-se identificar como estruturas tecnológicas persistentes se associam ao crescimento. A diferença entre ICT anual e agregado decorre, portanto, da adequação da métrica ao tipo de processo econômico estudado e ao desenho econométrico adotado.

3.5 Análise Exploratória

Como exposto nas comparações com as metodologias adotadas na literatura americana e europeia, um dos fatores que se deve ponderar ao adaptar os indicadores de complexidade econômica e tecnológica à realidade regional brasileira é a disponibilidade desses tipos de dados. O número de patentes registradas nas agências americanas e europeias (USPTO e EPO, respectivamente) é muito maior que os registros brasileiros. Em 2019, último ano da análise, foram 354.430 no USPTO e 181.532 no EPO, enquanto no Brasil foram 2.508 registros (de Patentes de Invenção). Isso demonstra que a variação no Índice ano a ano é muito maior no Brasil, potencialmente.

Figura 2 – ICT (2019)



A Figura 2 apresenta o ICT das mesorregiões brasileiras. A visualização do último ano do ICT das mesorregiões brasileiras difere consideravelmente do ICE. Embora ainda exista a concentração esperada no Centro-Sul brasileiro, percebe-se que não há o destaque da mesorregião Centro Amazonense, aonde se situa a Zona Franca de Manaus, provável consequência da tecnologia que é utilizada em suas linhas de produção ter pouco componente tecnológico local, enquanto o ICE tem destaque, o que indica que enquanto a mão-de-obra local é especializada, a tecnologia não é local.

Além disso, o ICT revela um padrão de distribuição menos concentrado do que o ICE. Regiões interioranas, muitas vezes desconsideradas em análises tradicionais de complexidade produtiva, aparecem com valores relativamente elevados de ICT. Isso pode ser atribuído ao fato de que o ICT, ao se basear na estrutura tecnológica das patentes locais, capta nichos tecnológicos ou atividades específicas que, mesmo em menor escala, representam especializações relevantes no contexto regional. Assim, esse indicador permite uma leitura mais granular da presença tecnológica local, sensível às concentrações setoriais específicas. No Nordeste, por exemplo, observam-se alguns polos tecnológicos se destacando em ICT, ainda que essas mesmas regiões não apresentem alto nível de complexidade econômica segundo o ICE.

Portanto, a distribuição geográfica do ICT traz uma nova dimensão para a interpretação para o desenvolvimento regional, revelando potenciais tecnológicos latentes ou específicos que

não aparecem quando se considera apenas o nível de diversificação produtiva mais amplo captado pelo ICE. Essa diferença metodológica entre os índices permite não apenas a comparação, mas também o uso complementar desses instrumentos para um diagnóstico mais completo das capacidades regionais.

Tabela 1 – 10 Classes Tecnológicas mais Complexas (2019)

Classe IPC	Denominação IPC	ICCT
A61	Ciência Médica	100,0000
A23	Alimentos ou Produtos Alimentícios	88,8034
C07	Química Orgânica	88,6221
C40	Tecnologia Combinatória (Química)	87,8082
C08	Compostos Macromoleculares Orgânicos	86,5857
A01	Agricultura, Silvicultura, Pecuária	77,9779
C04	Cimento	76,4992
A21	Cozedura ao Forno	72,9974
B82	Nanotecnologia	72,2301
C12	Bioquímica	71,2217

Fonte: Elaboração própria (Dados da BADEPI)

Tabela 2 – 10 Classes Tecnológicas menos Complexas (2019)

Classe IPC	Denominação IPC	ICCT
H99	Eletricidade - Outros	0,0000
G99	Física - Outros	0,0000
F99	Engenharia Mecânica - Outros	0,0000
E99	Construções Fixas - Outros	0,0000
B99	Processamento/Transporte - Outros	0,0000
A99	Necessidades Humanas - Outros	0,0000
B31	Fabricação de Artigos de Papel	9,0595
B86	Selaria / Estofamento	13,1447
C14	Peles / Couro	13,7324
F15	Hidráulica	15,6821

Fonte: Elaboração própria (Dados da BADEPI)

As Tabelas 3 e 4 evidenciam um contraste nítido na distribuição da complexidade tecnológica entre as diferentes classes tecnológicas. Os maiores valores de ICCT concentram-se em áreas intensivas em conhecimento, como ciências médicas, química orgânica, nanotecnologia e biotecnologia, que combinam elevada sofisticação técnica, forte base científica e maior possibilidade de recombinação de conhecimentos. Esses resultados são coerentes com a literatura de complexidade tecnológica, segundo a qual setores com elevado conteúdo cognitivo e científico tendem a demandar capacidades raras e diversificadas, elevando seu grau de complexidade.

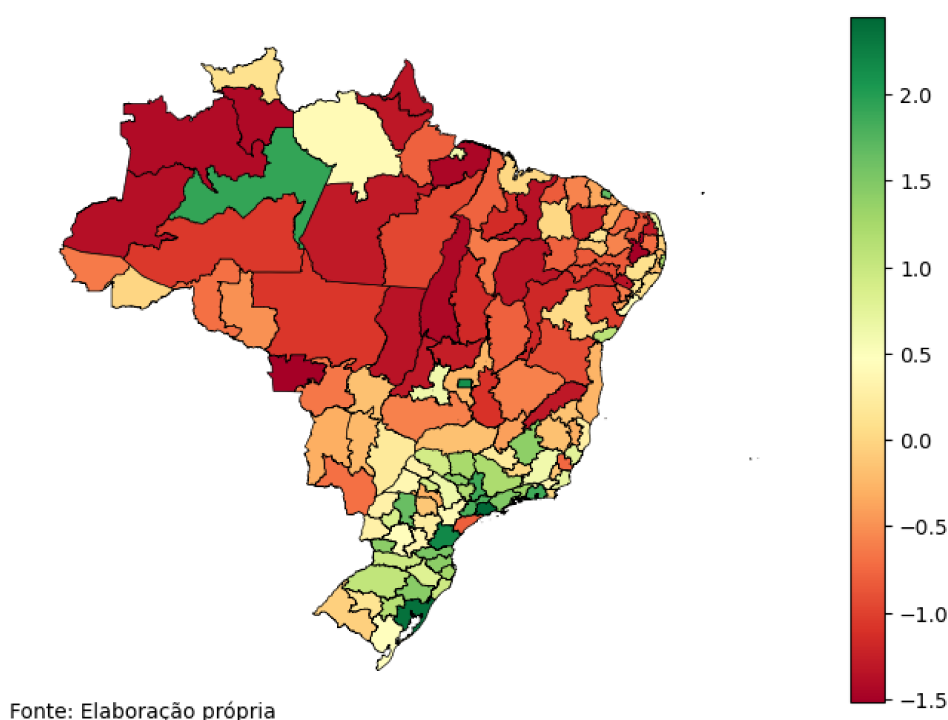
No extremo oposto, as menores pontuações de ICCT associam-se a atividades de menor densidade tecnológica, como couro, papel, selaria e hidráulica, caracterizadas por processos produtivos mais padronizados e menor exigência de conhecimentos especializados. Nesses casos, o conjunto de capacidades necessárias é mais difundido e menos exclusivo, o que reduz

o nível de complexidade estimado pelos indicadores.

Um aspecto particular das Tabelas 3 e 4 refere-se às classes terminadas em “99”, que apresentam ICCT igual a zero. Essas classes correspondem, na Classificação Internacional de Patentes (IPC), às categorias “Outros” dentro de cada seção tecnológica. Em geral, tratam-se de depósitos residuais, patentes que não puderam ser claramente enquadradas em subclasses mais específicas. Como essas classes não possuem forte encadeamento com o restante da rede tecnológica, apresentam baixa frequência relativa, têm reduzido número de coocorrências com outras classes, o método de cálculo do ICT e do ICCT as posiciona na extremidade inferior da distribuição, resultando em valores iguais a zero, já que o cálculo do ICCT proposto por Boschma, Balland e Kogler (2015) possui essa normalização. Isso não significa ausência de conteúdo tecnológico, mas sim baixa integração relacional dessas patentes na rede de conhecimento considerada. Ademais, o número de patentes nessas categorias é bastante pequeno no BADEPI, o que reforça o caráter residual dessas observações.

Assim, os resultados das Tabelas 3 e 4 não representam anomalias empíricas, mas decorrem diretamente da lógica da métrica de complexidade: tecnologias altamente conectadas e recombináveis tendem a exibir ICCT elevado, enquanto tecnologias pouco articuladas, genéricas ou residuais aparecem nos níveis inferiores do indicador.

Figura 3 – ICE (2019)



A Figura 3 deixa clara a concentração que acompanha os grandes centros econômicos do

país do centro-sul, com o caso particular da Zona Franca de Manaus, na qual os fortes incentivos tributários atraem o estabelecimento de empresas com alto grau tecnológico e mão-de-obra especializada.

Tabela 3 – 10 Setores Mais Complexos (2019)

Classe	Setor CNAE	ICA
72	Informática	1,718
32	Eletrônicos	1,647
30	Máquinas	1,610
66	Seguros	1,601
22	Edição	1,422
99	Org. Internacionais	1,414
34	Veículos	1,307
62	Transporte Aéreo	1,220
74	Serviços às Empresas	1,171
25	Borracha e Plástico	1,102

Fonte: Elaboração própria (Dados da RAIS)

Tabela 4 – 10 Setores Menos Complexos (2019)

Classe	Setor CNAE	ICA
13	Minerais Metálicos	-2,091
75	Administração Pública	-1,665
02	Silvicultura	-1,663
14	Minerais Não-Metálicos	-1,599
05	Pesca	-1,567
01	Agricultura	-1,342
26	Prod. Não-Metálicos	-1,116
61	Transporte Aquaviário	-1,111
52	Comércio Varejista	-1,101
41	Água e Saneamento	-1,075

Fonte: Elaboração própria (Dados da RAIS)

As tabelas 1 e 2 mostram que os setores mais complexos estão fortemente ligados à tecnologia, informação e manufatura avançada, como informática, eletrônicos e seguros, atividades que oferecem maior conectividade com outros setores. Já os setores menos complexos concentram-se em atividades primárias, como agricultura, pesca e extração mineral, com menor densidade tecnológica e baixa conectividade com outros setores. Cabe observar que setores de serviços se encontram em ambos os espectros, sendo que serviços como transporte aéreo e seguros estão entre os mais complexos e transporte aquaviário e comércio varejista entre os menos, reforçando que não é somente a atividade que garante a

complexidade do setor, mas também sua complementariedade.

3.6 Considerações Finais

A metodologia empregada segue de perto o arcabouço internacional consolidado na literatura de Complexidade Econômica, fundamentado nos conceitos de diversidade e ubiquidade propostos por Hidalgo e Hausmann (2009) e estendidos para o domínio tecnológico por Balland e Rigby (2017). Ao mesmo tempo, foram necessárias adaptações importantes para acomodar as especificidades regionais e de uma base de dados caracterizada por forte concentração espacial e elevada heterogeneidade regional, como é o caso brasileiro.

O uso combinado de registros de patentes do INPI e dados de emprego formal da RAIS permitiu construir uma medida multidimensional das capacidades regionais, incorporando tanto a base ocupacional quanto o conhecimento tecnológico. Essa estratégia responde a limitações reconhecidas na literatura quanto ao uso exclusivo de dados de comércio exterior, especialmente em economias com menor grau de inserção internacional e elevada relevância do setor de serviços. Ao optar pelo cálculo do ICE a partir de dados ocupacionais e do ICT a partir de patentes, o trabalho busca capturar de forma mais fiel o conhecimento produtivo efetivamente presente nos territórios brasileiros.

As escolhas relacionadas à unidade espacial e ao nível de desagregação setorial também refletem um compromisso entre rigor metodológico e viabilidade empírica. A adoção das mesorregiões como unidade de análise mostrou-se adequada para mitigar problemas de volatilidade excessiva e zeros estruturais, comuns em escalas mais desagregadas, ao mesmo tempo em que preserva a capacidade de identificar sistemas produtivos regionalmente integrados. De forma semelhante, a opção pela classificação IPC a três dígitos no cálculo do ICT representa um equilíbrio entre granularidade tecnológica e estabilidade estatística, reconhecendo as limitações inerentes ao volume e à distribuição dos registros de patentes no Brasil.

A análise comparativa dos diferentes critérios de filtragem das patentes evidenciou um trade-off central da aplicação da abordagem de complexidade tecnológica em contextos periféricos: filtros mais restritivos, como os feitos por Balland et al. (2019), Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) e Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), aumentam a robustez estatística dos indicadores, mas reduzem significativamente a cobertura territorial e reforçam a concentração regional já existente. Diante desse dilema, o capítulo opta por estratégias diferenciadas de construção do ICT conforme o objetivo analítico de cada etapa empírica da dissertação, preservando tanto a coerência metodológica quanto a relevância dos indicadores.

Por fim foi adotado o método utilizado por Carvalho (2024) ao agregar os dados de patente para os cálculos de complexidade tecnológica nos intervalos de tempo condizentes com os intervalos utilizados.

De modo geral, a análise exploratória inicial apresentada na seção 3.5 do capítulo aponta que os padrões espaciais e temporais observados nos índices calculados se alinham com o que a literatura sugere para economias caracterizadas por elevada concentração produtiva e tecnológica. As mesorregiões com maior densidade ocupacional e tecnológica emergem sistematicamente como polos de maior complexidade, enquanto regiões periféricas exibem trajetórias mais instáveis e níveis reduzidos de diversificação. Esses resultados reforçam a adequação da metodologia adotada e indicam que, apesar das limitações dos dados, os indicadores construídos capturam de forma consistente as diferenças estruturais do território brasileiro.

4 ANÁLISE DOS PADRÕES DE CRESCIMENTO SEGUNDO NÍVEIS DE COMPLEXIDADE

4.1 Introdução

Felipe, Mehta e Rhee (2018) associam a presença da manufatura, tanto em termos da participação no produto interno dos países analisados, quanto na força de trabalho, a diferentes níveis de renda e suas variações ao longo do tempo. O foco principal dos autores é compreender como países periféricos evitam a armadilha da renda média, superando a estagnação econômica, e qual o papel da manufatura não apenas nesse processo de ruptura, mas também na manutenção de níveis mais elevados de renda. Outra análise importante é se essa associação se tornou mais forte ou fraca com o passar do tempo, levando em consideração o interesse do trabalho em observar os efeitos da globalização nesse processo.

Se em Myrdal (1957) já era colocado que o processo de desenvolvimento é desigual e mais acelerado em regiões já mais desenvolvidas, aqui podemos analisar como as estruturas tecnológicas e ocupacionais contribuem para essa aceleração e manutenção de níveis mais elevados de renda. Nessa perspectiva, estruturas produtivas e tecnológicas mais complexas não emergem de forma aleatória. Elas são construídas a partir da combinação gradual de conhecimento, infraestrutura, instituições e mão de obra qualificada, em um processo que reforça desigualdades regionais, exatamente como sugerido por Myrdal. A literatura de complexidade mostra que regiões capazes de produzir bens e tecnologias raras e diversificadas possuem maior potencial de crescimento, pois dispõem de capacidades que podem ser recombinadas para entrar em novas atividades relacionadas, reforçando a lógica cumulativa

Partindo da ideia de que uma alta composição manufatureira é relevante para o crescimento econômico em nível internacional, levanta-se a hipótese de que altos níveis de Complexidade Econômica podem desempenhar papel semelhante no contexto regional brasileiro. Esse enfoque permite explorar uma nova perspectiva estrutural determinante para o desenvolvimento regional, considerando não apenas os Índices de Complexidade, mas também outras variáveis relevantes para o processo.

O primeiro exercício do capítulo utiliza uma matriz de probabilidades para avaliar a chance de uma mesorregião estar acima de determinados limiares de PIB per capita, dado um intervalo de valores de ICE ou ICT. Essa abordagem permite identificar se maiores níveis de complexidade estão associados a maior probabilidade de transição para estágios superiores de renda. Trata-se de um instrumento descritivo importante para balizar as escolhas nos modelos dinâmicos.

Em seguida, avança-se para uma análise dinâmica com modelos de sobrevivência aplicados ao PIB per capita. O objetivo é examinar quanto tempo as regiões levam para atingir determinados patamares de renda e como a complexidade influencia essa velocidade de transição e a permanência nesses níveis. Em termos teóricos, o interesse está em verificar se regiões mais complexas progredem mais rapidamente na hierarquia de renda e apresentam maior capacidade de manter níveis mais altos ao longo do tempo.

4.2 Complexidade Produtiva e Probabilidade de Atingir Renda Alta

A fórmula da probabilidade condicional da distribuição de PIB *per capita* para diferentes níveis de Complexidade, dado um intervalo de ICE ou ICT, segue a seguinte formulação:

$$P(\text{PIBpc} > x \mid \text{ICE} > y) = \frac{P(\text{PIBpc} > x \cap \text{ICE} > y)}{P(\text{ICE} > y)}$$

Nos resultados apresentados na Tabela 5 pode-se observar que mesorregiões que alcançaram patamares mais elevados de complexidade têm uma probabilidade maior de ter ultrapassado níveis mais baixos de PIB *per capita*.

Para valores muito baixos de ICE, como -2, observa-se que as probabilidades condicionais de estar nos primeiros níveis de PIB *per capita* — como 5 e 15 — já atingem, respectivamente, 89,6% e 46,4%. Isso indica uma forte concentração de regiões menos complexas nos estratos iniciais de renda, com grande mudança proporcional já entre os primeiros patamares. Porém, essa relação não se mostra de uma forma linear, uma vez que alguns níveis apresentam alguns pontos de inflexão.

Cabe destacar que, para níveis muito altos de PIBpc (superiores a 75, 85 e 95 mil reais), a complexidade passa a ser pouco relevante para explicar o resultado. Isso sugere que as poucas regiões de baixa complexidade que alcançaram esses patamares provavelmente o fizeram devido à prevalência de recursos primários ou vantagens naturais específicas. O mais relevante, contudo, é que fora essas exceções, regiões de maior complexidade sempre apresentam probabilidade superior de sucesso em relação às de baixa complexidade.

A primeira observação de uma inflexão ocorre nos níveis intermediários de Complexidade Econômica. Para mesorregiões que estão na faixa de -2 de ICE apenas 22.9 % superam a barreira de 25 mil de PIB *per capita*. Já para as regiões com o ICE de 1 essa porcentagem é de 56.8 %. Ainda nessa faixa intermediária de renda percebe-se que com PIBpc >35 a probabilidade vai de 9.8 % no ICE -2 para 68 % com ICE 2.5. Esse comportamento

Tabela 5 – PIBpc da Mesorregião (em Mil Reais) x ICE

	-2	-1.5	-1	-0.5	0	0.5	1	1.5	2	2.5	3
PIBpc >5	0.896	0.900	0.919	0.945	0.973	0.995	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
PIBpc >15	0.464	0.473	0.507	0.567	0.688	0.791	0.823	0.871	0.912	1.000	1.000
PIBpc >25	0.229	0.233	0.257	0.303	0.401	0.503	0.568	0.579	0.604	0.800	0.600
PIBpc >35	0.098	0.101	0.113	0.135	0.181	0.252	0.323	0.351	0.407	0.680	0.400
PIBpc >45	0.034	0.035	0.040	0.051	0.070	0.095	0.138	0.188	0.187	0.280	0.200
PIBpc >55	0.015	0.015	0.018	0.023	0.033	0.042	0.058	0.084	0.110	0.200	0.200
PIBpc >65	0.006	0.006	0.007	0.009	0.013	0.021	0.029	0.035	0.055	0.040	0.000
PIBpc >75	0.004	0.004	0.004	0.007	0.010	0.015	0.022	0.025	0.033	0.000	0.000
PIBpc >85	0.003	0.003	0.003	0.007	0.011	0.017	0.015	0.015	0.011	0.000	0.000
PIBpc >95	0.001	0.001	0.002	0.002	0.003	0.005	0.007	0.000	0.000	0.000	0.000

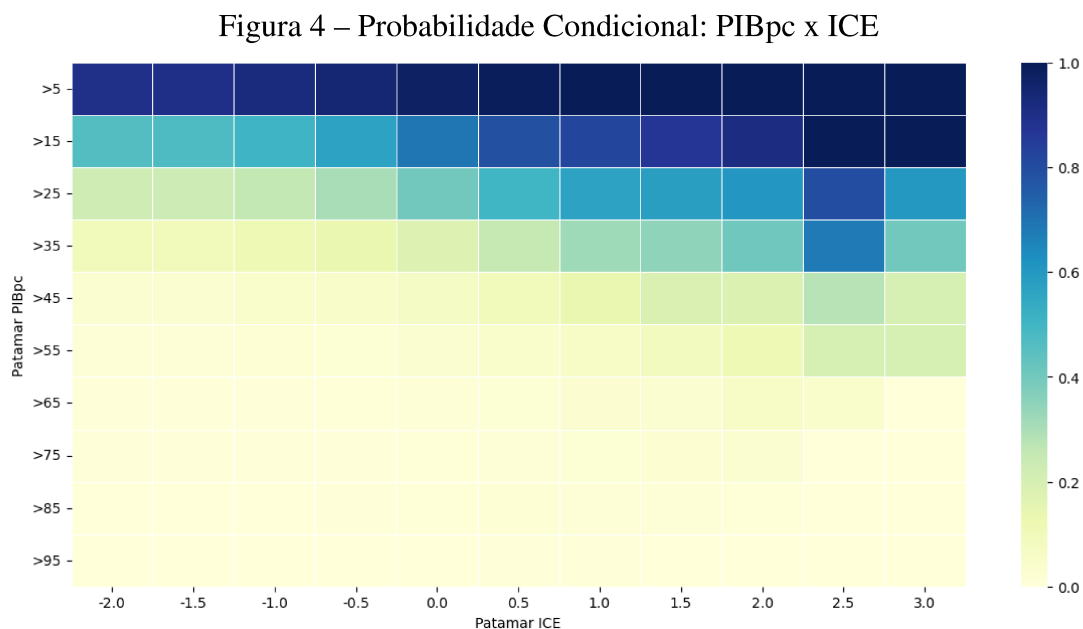
Fonte: Elaboração própria

indica que a complexidade contribui no deslocamento das regiões para além do patamar de renda intermediária: a partir de certo ponto, pequenas elevações no ICE produzem ganhos desproporcionais na probabilidade de atingir níveis mais altos de renda, caracterizando este ponto de inflexão.

A inflexão torna-se mais clara no intervalo entre $ICE = 0$ e $ICE = 1$. Até valores próximos de zero, o crescimento da probabilidade de alcançar um PIBpc elevado ocorre de forma lenta e progressiva. No entanto, a partir de $ICE = 0,5$, o crescimento se acelera significativamente. Por exemplo, a chance de atingir $PIBpc > 35$, que pode ser considerado um nível elevado dentro da amostra, passa de 18,1% em $ICE = 0$ para 25,2% em $ICE = 0,5$, chegando a 40,7% com $ICE = 2$. Esse padrão evidencia que há um ponto de virada em torno do valor zero de ICE, no qual a complexidade deixa de atuar de forma marginal e passa a gerar retornos mais expressivos em termos de renda. Percebe-se que o ganho marginal de aumentar o ICE em regiões muito pouco complexas é pequeno, mas em regiões que ultrapassam o limiar próximo de zero, o efeito da complexidade sobre a probabilidade de alcançar altos níveis de renda cresce de forma não linear.

Essas mudanças de complexidade regional não são triviais, elas refletem transformações estruturais profundas na base produtiva e ocupacional das mesorregiões. Ainda assim, os extremos chamam atenção. Uma mesorregião com ICE abaixo de -2 tem menos de 4% de chance de alcançar um PIBpc acima de 45 mil, enquanto nos níveis de renda mais altos ($PIBpc > 75$, 85 e 95 mil) apenas 0,05% das observações correspondem a regiões com esse mesmo grau de complexidade. Isso se deve, em grande medida, ao reduzido número de mesorregiões que atingem patamares tão elevados de renda, o que distorce as probabilidades esperadas nesse tipo de análise.

Pode-se ver essa distribuição de forma alternativa com um mapa de calor, utilizando os mesmos valores, conforme apresentado na Figura 4.



Na Figura 4 tem-se um mapa de calor aonde as cores mais escuras correspondem aos maiores valores de probabilidade condicional de estar em um patamar de PIB *per capita*, dado o seu nível de complexidade, enquanto as mais claras são valores menores dessa probabilidade, sendo uma visualização alternativa da Tabela 5. Observa-se uma relação positiva porém não linear para os patamares de PIBpc utilizados, com mesorregiões com baixa complexidade tendendo a ter mais chances de atingir patamares maiores PIBpc, porém mudanças pequenas no intervalo entre -0,5 e 1 mostram um grande salto de probabilidade, já demonstrando uma maior estabilidade nessa área que continua posteriormente, indicando como associação com os maiores níveis de renda. Essa faixa de transição de renda (entre R\$ 25 mil e R\$ 45 mil) revela uma zona crítica de mudança estrutural, na qual ganhos incrementais em complexidade produtiva podem estar associados a saltos relativamente grandes na posição de renda.

Esse padrão sugere que há um efeito de resistência, no qual a acumulação de capacidades produtivas não resulta em retornos lineares imediatos, mas sim de consolidação de etapas. Regiões que ultrapassam esse limiar em complexidade passam a apresentar maior estabilidade na permanência em patamares superiores de PIBpc. Entretanto regiões que se situam em níveis de complexidade inferiores demonstram uma instabilidade para efetuar essa transição patamar de renda.

4.3 Complexidade Tecnológica e Probabilidade de Alcançar Renda Alta

Para o ICT, calculado com dados de patentes brasileiras pode-se observar que também há uma associação entre os níveis mais elevados de PIBpc e ICT. Porém, essa se mostra mais concentrada em sua distribuição, e de uma intensidade menor se comparada com o ICE.

Tabela 6 – PIBpc da Mesorregião (em Mil Reais) x ICT

	0	10	20	30	40	50	60	70	80	90
PIBpc >5	0.949	0.951	0.955	0.958	0.962	0.965	0.962	0.953	0.955	0.946
PIBpc >15	0.544	0.546	0.553	0.566	0.601	0.634	0.648	0.647	0.643	0.558
PIBpc >25	0.280	0.282	0.288	0.298	0.327	0.371	0.407	0.405	0.381	0.301
PIBpc >35	0.121	0.122	0.125	0.130	0.142	0.163	0.195	0.208	0.217	0.156
PIBpc >45	0.041	0.042	0.042	0.044	0.047	0.053	0.063	0.066	0.066	0.062
PIBpc >55	0.018	0.018	0.018	0.019	0.020	0.021	0.024	0.023	0.021	0.022
PIBpc >65	0.008	0.008	0.008	0.008	0.008	0.009	0.009	0.008	0.007	0.004
PIBpc >75	0.005	0.005	0.006	0.006	0.006	0.007	0.005	0.006	0.007	0.004
PIBpc >85	0.004	0.004	0.004	0.005	0.005	0.005	0.004	0.005	0.007	0.004
PIBpc >95	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	0.003	0.005	0.004

Fonte: Elaboração própria

No nível mais baixo de PIBpc (PIBpc >5), todas as probabilidades são de pelo menos 95 %, uma proporção consideravelmente mais elevada do que a encontrada no ICE, de 84 %.

Para níveis intermediários (>25 e >35), a probabilidade cresce com o ICT, mas de forma mais gradual. Verifica-se que para um nível de PIBpc >25, a probabilidade passa de 28% para 40,7 % com ICT de 60, um aumento relativamente modesto. Para PIBpc > 35, a chance sobe de 12% para 21,7% para ICT de 80, mas cai para 15,6 % em KCI = 90, queda que também acontece para os demais níveis superiores de PIBpc.

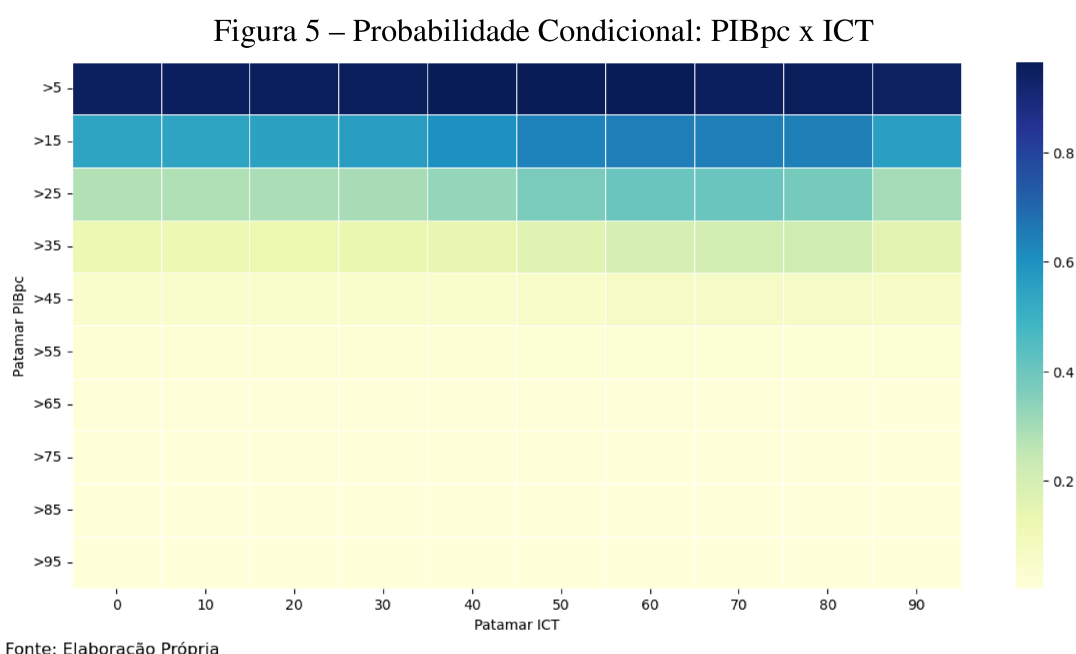
Nos níveis muito altos de renda (acima de 75, 85 e 95 mil reais), a complexidade tecnológica deixa de ser um fator associado a probabilidade de superação desses patamares. Nesses casos, é plausível que regiões de baixa complexidade tecnológica, mas dotadas de recursos primários abundantes, alcancem níveis elevados de renda sem depender de diversificação tecnológica.

Considerando a realidade das mesorregiões brasileiras, um PIBpc de 45 mil por ano já as coloca entre as maiores economias do país, e nessa faixa percebe-se que o comportamento não muda tanto quanto ao que foi chamada de faixa intermediária, sendo que as probabilidades não

tem grandes alterações e geralmente acompanham uma leve queda para o último nível.

Em suma, verifica-se que para PIBpc baixos e médios (>5 a >35), a relação entre ICT e probabilidade de atingir esses níveis é positiva e crescente. No entanto, para níveis mais altos de PIBpc (>55, >75, >85), o efeito do ICT se estabiliza e até regride levemente nos níveis finais. Por exemplo, para PIBpc > 35, a chance sobe até ICT = 80 (21.7%), mas depois cai para 15.6% em ICT = 90.

Como visualização alternativa para essa informação, a Figura 5 apresenta um mapa de calor da tabela de probabilidades, que evidencia o comportamento diferente daquele encontrado no ICE.



Na Figura 5 a relação não se mostra bastante clara. Percebe-se que altos valores de ICT estão associados com maior probabilidade de atingir os primeiros patamares de PIB, porém não são garantia de uma sustentação em níveis mais elevados. Assim como há uma divisão mais repentina entre os valores, fazendo com que não se evidencia uma transição mais suave como o visto no ICE, sugerindo que o ICT tem um poder discricionários menor para níveis médios e altos de PIB *per capita*.

Observa-se que há uma descontinuidade no gradiente de probabilidade, o que sugere que o ICT capta dimensões do conhecimento produtivo e tecnológico que, embora relevantes para o ingresso em trajetórias de crescimento, podem não ser determinantes para a consolidação do desenvolvimento regional. Isso pode estar relacionado ao fato de que o ICT, derivado da

estrutura setorial das patentes, capta mais a presença de conhecimento formalizado e técnico, enquanto o ICE reflete uma combinação mais ampla de capacidades produtivas e diversidade econômica local, que parecem ter maior poder explicativo sobre a escalada da renda regional.

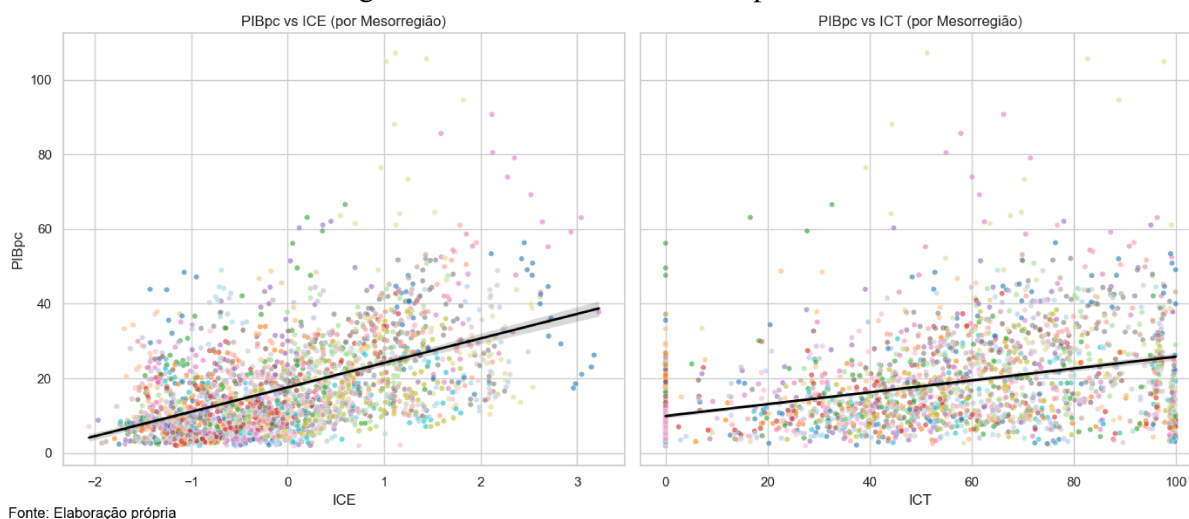
Portanto, os achados reforçam a hipótese de que o ICT atua como uma variável relevante, porém limitada, para discriminar o sucesso econômico regional em faixas intermediárias e superiores de PIB per capita.

4.4 Complexidade Produtiva, Tecnológica e PIB *per capita*

As relações descritas também ficam mais evidenciadas em uma regressão linear simples de fórmula:

$$PIB_{pc:it} = \beta_0 + \beta_1 IC_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4.1)$$

Figura 6 – PIB x Índices de Complexidade



Esses primeiros indícios indicam que o ICT tem relação positiva, porém de menor intensidade que ICE, tanto para regiões com PIBpc de níveis baixos quanto intermediários. Também observa-se que há uma queda nos patamares finais de ICT, sugerindo uma saturação da Complexidade Tecnológica, sozinha, de romper barreiras de crescimento econômico.

A partir desses primeiros indícios percebe-se que a diferença nas probabilidades entre níveis baixos e altos de complexidade se torna mais evidente para limiares mais altos de PIB

per capita. Enquanto regiões com baixa complexidade já possuem alta probabilidade de superar patamares baixos de PIB *per capita*, a chance de atingir níveis elevados cresce significativamente conforme a complexidade aumenta.

A relação observada entre complexidade econômica e a probabilidade condicional de uma região ultrapassar determinados limiares de PIB *per capita* pode ser analisada sob a ótica da análise de sobrevivência. Nesse contexto, pode-se interpretar o tempo até que uma região atinja um determinado nível de PIB *per capita* como o "tempo de sobrevivência", onde regiões de baixa complexidade enfrentariam uma "taxa de risco" (*hazard rate*) maior de permanecer abaixo dos limiares mais elevados.

Ao modelar essa relação com modelos de riscos proporcionais de Cox, será possível quantificar como a Complexidade Econômica impacta a probabilidade de uma região "sobreviver" abaixo de um determinado patamar econômico ao longo do tempo. Espera-se que regiões com níveis mais altos de ICE ou ICT apresentem um tempo de transição mais curto para níveis elevados de PIBpc, sugerindo que a sofisticação produtiva acelera o desenvolvimento econômico.

4.5 Análise de Sobrevivência

Para examinar os fatores determinantes para se alcançar patamares mais elevados de PIB *per capita*, propõe-se neste capítulo utilizar a abordagem estatística de Análise de Sobrevivência.

A Análise de Sobrevivência surge como ferramenta estatística para estudo de tempo para ocorrer algum evento. Com origem nas ciências médicas em circunstâncias como efeito de medicamentos e tratamentos, seu uso foi adaptado para outras áreas como engenharia, examinando a probabilidade de falhas mecânicas, e ciências sociais aplicadas como a economia, visto em Shumway (2001) utilizado em previsões de falências bancárias.

A análise de sobrevivência também é usada na economia para estudar a duração de eventos e a probabilidade de transição entre estados, permitindo compreender processos dinâmicos que não podem ser captados adequadamente por modelos estáticos. Um exemplo clássico é o trabalho de Besedeš e Prusa (2006), que investiga a duração das relações de comércio exterior dos Estados Unidos. Os autores mostram que os fluxos de exportação são muito mais voláteis do que sugerido por análises tradicionais, apresentando duração mediana de apenas dois a quatro anos, o que tem implicações diretas para a abordagem original da complexidade econômica se utilizando de dados de exportação. Ao encontrar dependência

negativa da duração, o estudo revela que, uma vez superada a fase inicial de fragilidade, as relações comerciais tornam-se mais estáveis. Essa lógica é análoga à discutida neste capítulo: tanto relações comerciais quanto estruturas produtivas complexas envolvem processos de entrada, consolidação e saída, nos quais sobreviver aos estágios iniciais aumenta a probabilidade de permanência em patamares mais elevados.

Outra aplicação diretamente relacionada ao tema deste trabalho encontra-se em estudos que utilizam análise de sobrevivência para investigar a ocorrência de crises e transições estruturais. Gómez-González, Uribe Gil e Valencia (2022) mostram que maiores níveis de complexidade econômica reduzem significativamente a probabilidade de ocorrência de crises fiscais. Nesse caso, o evento de “falha” é definido como a deflagração de uma crise, e a análise de sobrevivência permite estimar como atributos estruturais do país, entre eles a complexidade produtiva, afetam o risco instantâneo de colapso fiscal ao longo do tempo. O resultado central é particularmente relevante para o presente capítulo: economias mais complexas não apenas alcançam níveis mais elevados de renda, mas também apresentam maior persistência temporal, permanecendo por mais tempo em estados desejáveis e reduzindo o risco de regressão.

Quando essa análise é feita com variáveis quantitativas ou categóricas é feito o uso do modelo de Riscos Proporcionais de Cox de seguinte estrutura:

$$h_i(t | X_{it}) = h_0(t) \exp(\beta' X_{it} + \alpha_i) \quad (4.2)$$

Aonde:

- $h_i(t | X_{it})$ é a função de risco para a unidade i no tempo t , dado o vetor de covariáveis X_{it} ,
- $h_0(t)$ é a função de risco base,
- X_{it} é um vetor de variáveis explicativas que variam ao longo do tempo,
- β é um vetor de coeficientes a serem estimados,
- α_i representa os efeitos específicos da unidade.

Como relatado anteriormente, o estudo de Felipe, Mehta e Rhee (2018) tem o objetivo de analisar a importância da manufatura para o crescimento econômico, tomando a proporção de trabalhadores e PIB da indústria como variáveis explicativas principais. Tal abordagem não faz sentido em uma adaptação direta para o problema principal, então os modelos de Riscos serão desenhados com a intenção de estimar a contribuição das estruturas complexas na velocidade de se alcançar diferentes patamares de PIB *per capita*, condizentes com a amostra territorial das mesorregiões brasileiras, assim como analisar situações de nível elevado de Complexidade e suas relações com essa dinâmica temporal.

A análise de sobrevivência utilizada neste capítulo modela o tempo necessário para que uma mesorregião atinja determinados patamares de PIB per capita, condicionando essa trajetória às suas características estruturais, entre elas a complexidade econômica e tecnológica. Especificamente, emprega-se um modelo de riscos proporcionais com efeitos específicos regionais, no qual a função de risco $h_0(t)$ representa a probabilidade instantânea de a região i ultrapassar um limiar de renda no tempo t , dado o seu vetor de características X_{it} . Assim, um coeficiente positivo indica que a variável aumenta a “velocidade” de transição para níveis mais elevados de renda, enquanto coeficientes negativos sugerem que ela retarda essa transição ou aumenta a permanência em patamares inferiores. A inclusão de efeitos específicos α_i captura heterogeneidades não observáveis e fixas no tempo, como institucionalidade local, infraestrutura histórica ou estrutura urbana, que influenciam persistentemente o desempenho econômico regional.

O modelo de sobrevivência adotado é particularmente adequado ao referencial da complexidade porque permite analisar se o acúmulo de capacidades produtivas e tecnológicas reduz o tempo necessário para que as mesorregiões ultrapassem determinados patamares de renda. Trata-se de uma leitura dinâmica do desenvolvimento, compatível com a ideia de dependência de trajetória e com a noção de que regiões que acumulam conhecimento avançam mais rapidamente na hierarquia de renda.

Apesar dessa adequação, o modelo de riscos proporcionais de Cox possui limitações que precisam ser reconhecidas. A primeira delas é a premissa de riscos proporcionais. Essa hipótese pressupõe que o efeito de cada variável explicativa sobre o risco de transição permanece constante ao longo do tempo. No contexto desta dissertação, significa assumir que o impacto da complexidade econômica e tecnológica sobre a probabilidade de a mesorregião alcançar determinado nível de PIB per capita é o mesmo no início e no final do período analisado. Caso esse efeito varie ao longo do tempo, os coeficientes estimados podem ser enviesados.

Outra limitação importante refere-se à hipótese de censura independente. Assume-se que as mesorregiões que não atingem o patamar de renda ao final do período de observação o fazem por razões que não estão sistematicamente relacionadas ao evento de interesse. No entanto, choques macroeconômicos, crises nacionais, mudanças de política pública ou eventos regionais específicos podem afetar simultaneamente a probabilidade de transição e a permanência na amostra, violando parcialmente essa suposição.

Também devem ser mencionados potenciais problemas de endogeneidade e omissão de variáveis. Fatores institucionais, históricos e geográficos não observados podem influenciar tanto a complexidade quanto o crescimento econômico, afetando a função de risco estimada.

Embora a inclusão de efeitos específicos regionais reduza esse problema, não é possível eliminá-lo completamente.

Mesmo com essas restrições, buscou-se conferir maior robustez aos resultados. Além da incorporação de controles e efeitos específicos das mesorregiões, foi realizado o teste de Schoenfeld. Os resultados não indicaram violações sistemáticas da hipótese de riscos proporcionais, o que sustenta a adequação do modelo e reforça a confiabilidade das conclusões apresentadas.

Assim optou-se por realizar uma primeira apuração apenas com as variáveis de Complexidade Econômica e Tecnológica e diferentes níveis de PIB *per capita*, considerados relevantes segundo a análise exploratória e a tabela de probabilidades condicionais. A questão posta, portanto, é se o ICE contribui para que as mesorregiões alcancem os diferentes patamares de renda postos.

Tabela 7 – Análise de Sobrevida Inicial (ICE)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30 (1)	PIBpc >40 (2)	PIBpc >50 (3)
ICE	0.399*** (0.141)	0.061 (0.202)	0.423 (0.433)
Observações	2,329	2,329	2,329
R ²	0.004	0.00004	0.0004
R ² Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-342.917	-144.000	-56.172
Teste Wald (df = 1)	6.830***	0.160	1.140
Teste LR (df = 1)	8.264***	0.092	0.980
Teste Score (Logrank) (df = 1)	8.147***	0.092	0.943

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados apresentados na Tabela 7 indicam que apenas para o nível de 30 mil de PIB *per capita* o ICE se mostra significativo, e positivo, e com bom ajuste do modelo aos dados, como indicado pelos testes de Wald, Máxima Verossimilhança e logrank. Ainda assim o R² é de apenas 0,04%.

O próximo passo é acrescentar variáveis relacionadas aos dados de emprego: o Índice Herfindahl-Hirschman, a variável chamada de intensidade do trabalho, sendo essa a proporção da população ocupada, e a Entropia.

As bases de dados de patentes e empregos fornecem outras duas variáveis, Índice de Entropia de Shannon, que segue a sua aplicação econômica como em Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), assim como o Índice Herfindahl-Hirschman. São variáveis que indicam a concentração tecnológica, como um índice de diversificação, o que também é representado nos cálculos dos Índices de Complexidade, fazendo com que se possa agregar uma outra percepção de concentração setorial a partir de seus cálculos e comparar sua eficácia em explicar o crescimento regional. A comparação já é feita desde os primeiros trabalhos que procuram estabelecer a abordagem da Complexidade, como por Hidalgo et al. (2007), porém voltar a estabelecer esse paralelo se faz prudente dado as diferenças nas origens dos dados que são utilizados nesse presente trabalho, e em outros que também se utilizaram dos mesmos métodos. Tanto o Índice de Entropia de Shannon quanto o Índice Herfindahl-Hirschman terão novas interpretações, levando em consideração essas diferenças de origens.

Tabela 8 – Análise de Sobrevivência (ICE)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30	PIBpc >40	PIBpc >50
	(1)	(2)	(3)
ICE	-0.073 (0.232)	-0.014 (0.382)	0.796*** (0.469)
Intensidade(Trab)	12.064*** (2.387)	4.139 (3.270)	1.250 (5.231)
HHI(Trab)	24.071*** (9.717)	40.500 (46.136)	9.431 (133.552)
Ent(Trab)	1.529** (0.681)	1.438 (2.157)	-1.297 (5.100)
Observações	2,329	2,329	2,329
R ²	0.015	0.001	0.001
R ² Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-329.524	-142.679	-55.046
Teste Wald (df = 4)	37.030***	8.080*	24.160***
Teste LR (df = 4)	35.050***	2.736	3.232
Teste Score (Logrank) (df = 4)	39.842***	2.944	3.934

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados apresentados na Tabela 8 mostram que o ICE perde a significância quando

adicionadas as demais variáveis para o modelo de 30 mil de PIB *per capita*, enquanto as variáveis de intensidade e concentração se mostram significativas e positivas.

A intensidade é positiva e significativa apenas para o primeiro patamar, assim como os índices de contração, em Herfindahl-Hirschman, e diversificação da Entropia de Shannon. Pode-se inferir que mesorregiões que possuem uma maior concentração setorial, assim como maior diversificação, alcançam esse primeiro patamar mais rápido. Subsequentemente, esses fatores perdem significância, sendo que o ICE aparece como a única variável significativa para o último nível. Uma possível conclusão é que na trajetória do desenvolvimento econômico regional a concentração é um facilitador em seu início, porém para se alcançar níveis mais elevados de renda, o ICE se mostra um melhor facilitador.

Cabe ressaltar que utilizando as métricas de ajustes dos modelos, percebe-se que apenas o modelo (1) se apresenta significativa em todos os parâmetros, e que R^2 e R^2 Máximo decrescem quanto maior o nível analisado.

A Tabela 9 apresenta a mesma análise de sobrevivência, mas avaliando a influência da ICT, calculada a partir de dados de patentes.

Tabela 9 – Análise de Sobrevivência Inicial (ICT)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30 (1)	PIBpc >40 (2)	PIBpc >50 (3)
ICT	0.011** (0.006)	0.015** (0.010)	-0.011 (0.013)
Observações	2,329	2,329	2,329
R^2	0.002	0.001	0.0003
R^2 Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-344.907	-142.861	-56.313
Teste Wald (df = 1)	5.320**	5.310**	1.640
Teste LR (df = 1)	4.285**	2.370	0.699
Teste Score (Logrank) (df = 1)	4.111**	2.209	0.759

Nota

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Semelhante ao encontrado utilizando o ICE, apenas nos dois primeiros patamares o ICT se encontra significativa e positivo no tempo para alcança-los, assim como R^2 consideravelmente baixo, de apenas 0,02%. Apenas o primeiro modelo apresenta bom ajuste aos dados, indicados pelos teste de Máxima Verossimilhança e Logrank.

A Tabela 10 apresentou os resultados encontrados adicionando as variáveis de Intensidade, sendo esta patentes por 100.000 habitantes, e de concentração e diversidade, assim como no modelo anterior, mas calculadas com os dados de patentes.

Tabela 10 – Análise de Sobrevivência (ICT)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30 (1)	PIBpc >40 (2)	PIBpc >50 (3)
ICT	0.007 (0.007)	0.019*** (0.010)	0.003 (0.019)
Int(Tec)	0.023** (0.014)	0.048 (0.033)	0.004 (0.048)
HHI(Tec)	0.128 (1.308)	2.071 (1.861)	-4.823** (4.850)
Ent(Tec)	0.206 (0.198)	-0.168 (0.350)	-0.391* (0.343)
Observações	2,329	2,329	2,329
R ²	0.004	0.004	0.001
R ² Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-341.890	-139.440	-55.244
Teste Wald (df = 4)	19.100***	13.940***	90.740***
Teste LR (df = 4)	10.318**	9.213*	2.835
Teste Score (Logrank) (df = 4)	10.278**	11.330**	4.176

Nota: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Diferente dos modelos utilizando o ICE, o ICT se mostra significativo apenas para o tempo de se chegar ao nível de PIB *per capita* de 40 mil, e agora a variável de Intensidade é significativa apenas para o primeiro patamar.

Os índices de concentração e diversificação não se mostram significantes para esses mesmos primeiros níveis de PIB *per capita*, apenas para o patamar mais elevado. Porém, cabe notar que este último é o modelo com menor ajuste aos dados, sendo significantes apenas para o Teste de Wald, enquanto os dois primeiros modelos tem melhor poder explicativo.

Em comparação com os modelos de ICE observa-se que os ganhos de R² são menores ao

serem adicionados as demais variáveis, indicando baixo poder explicativo em geral dos modelos.

4.6 Análise de Sobrevivência - Persistência Econômica

Para analisar uma dinâmica temporal da sustentação dos Índices de Complexidade de cada mesorregião, e sua probabilidade em alcançar patamares mais elevados de PIB *per capita*, utilizam-se novos Modelos de Riscos Proporcionais de Cox com novas medidas, adaptadas de Felipe, Mehta e Rhee (2018): porcentagem do tempo acima da mediana de ICE de cada mesorregião, o máximo do ICE cumulativo da mesorregião e anos em que a mesorregião ficou a no máximo de 1 ICE do seu máximo e termos de interação entre as variáveis.

Tabela 11 – Persistência (ICE)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30 (1)	PIBpc >40 (2)	PIBpc >50 (3)
Tempo Acima da Mediana (%)	-2.276** (0.968)	-1.288 (1.371)	1.695 (2.089)
Max ICE Cumulativo	1.914*** (0.467)	0.883 (0.670)	1.145 (1.699)
Anos Prox ICE Max (± 1)	0.357*** (0.077)	0.296*** (0.115)	0.296 (0.274)
Anos Prox Max * Max ICE Cumulativo	-0.125*** (0.036)	-0.063 (0.052)	-0.069 (0.126)
Observações	2,329	2,329	2,329
R ²	0.019	0.007	0.006
R ² Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-324.164	-136.341	-50.108
Wald Test (df = 4)	41.550***	15.630***	8.020*
LR Test (df = 4)	45.770***	15.411***	13.109**
Score (Logrank) Test (df = 4)	30.363***	12.735**	14.039***

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados apresentados na Tabela 11 mostram que se manter acima da mediana de ICE durante o período avaliado se torna um entrave no tempo de alcançar o primeiro patamar de renda, enquanto essa relação vai mudando nos patamares seguintes, se tornando positiva.

Porém é estatisticamente significativa apenas para o primeiro patamar. Assim observa-se que as regiões de maior nível de ICE demoram mais para alcançar esse patamar.

Em contrapartida regiões que alcançam maiores picos de ICE chegam a esse nível de PIB *per capita* mais rapidamente, efeito que não se mostra significativo nos patamares seguintes. Na interação entre essas duas variáveis o resultado final é negativo, indicando um retornos decrescentes de escala.

Além disso, ficar em 1 de ICE do seu máximo mostra um resultado positivo, no sentido de acelerar à chegada dos patamares, para o PIB *per capita* de 30 e 40 mil.

Todos os modelos mostram bons ajustes aos dados, sendo significantes em todas as avaliações.

A mesma análise para o ICT, alterando a aproximação de seu máximo para 30, levando em consideração a distribuição do Índice.

Tabela 12 – Persistência (ICT)

	<i>Variável Dependente:</i>		
	PIBpc >30 (1)	PIBpc >40 (2)	PIBpc >50 (3)
Tempo Acima da Mediana (%)	0.197 (0.756)	0.351 (1.290)	3.137 (2.633)
Max ICT Cumulativo	-0.005 (0.026)	0.079 (0.079)	0.009 (0.072)
Anos Prox ICT Max (± 30)	-1.008 (1.257)	2.066** (2.284)	1.286*** (2.055)
Anos Prox Max * Max ICT Cumulativo	0.011 (0.013)	-0.020* (0.023)	-0.012*** (0.021)
Observações	2,329	2,329	2,329
R ²	0.007	0.004	0.005
R ² Máx Possível	0.258	0.116	0.047
Log-verossimilhança	-339.431	-139.280	-50.705
Teste Wald (df = 4)	18.640***	23.100***	73.400***
Teste LR (df = 4)	15.236***	9.534**	11.913**
Teste Score (Logrank) (df = 4)	14.108***	8.795*	13.738***

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados apresentados na Tabela 12 indicam que ficar acima da mediana do ICT durante o período avaliado não se mostra significativo para nenhum dos patamares avaliados, assim como o máximo acumulado de cada mesorregião. Isso indica que, regiões com Complexidade Tecnológica elevada não tem maior rapidez em alcançar maiores níveis de renda, necessariamente.

Apesar dessa constatação pode-se verificar que ter um nível próximo de seu pico com consistência tem efeitos positivos para os patamares maiores, como indicado pela presença de significância com coeficientes positivos para a variável de Anos de Proximidade do pico.

O termo de interação entre Anos de Proximidade e Máximo cumulativo também é significativo para os patamares de 40 e 50 mil PIB *per capita*, porém com efeito negativo, ou seja, é uma barreira para se alcançar esses patamares. Isso indica que o ganho de ter um ICT elevado diminui a medida que o Máximo de ICT da mesorregião é maior, também indicando um retorno decrescente como o caso do ICE.

Todos os modelos tem bom ajuste aos dados, embora o modelo (1) seja o que tem melhores métricas.

4.7 Conclusões

Os testes apresentados nesse capítulo possibilitam observar que tanto o ICE quanto o ICT acompanham o PIB *per capita* das regiões em probabilidade. Ou seja, é mais provável que uma mesorregião alcance patamares mais elevados de PIB *per capita* se as os seus Índices de Complexidade Econômica e Tecnológica também forem mais elevados. Se Felipe, Mehta e Rhee (2018) atestam que essa relação é mais prevalente para participação da força de trabalho do que para a presença do produto, a presente análise acompanha essa conclusão, no sentido de que essa associação também é mais prevalente em mesorregiões que têm estruturas de mercado de trabalho mais complexas.

A relação não é tão proeminente para os modelos utilizando ICT e, assim como para os modelos com ICE, não é necessariamente linear, nem homogênea. Como visto na tabela 12, concentração e diversificação se mostraram como possíveis barreiras, enquanto o ICT se mostra como um fator contribuinte apenas para setores intermediários. Em ambos os Índices observa-se evidências para um retorno decrescente de escala, com ICE mais significante em estágios iniciais e o ICT para patamares maiores.

O último patamar delimitado tem poucas mesorregiões que alcançam esse nível, podendo afetar a acurácia dos resultados, indicado pela redução de significância dos coeficientes e testes. Apesar de considerar níveis como 30 e 40 mil de PIB *per capita* intermediários, ainda assim são poucas mesorregiões que alcançam tal níveis, e não seria um exagero se dizer que são consideradas regiões "ricas", no contexto regional brasileiro.

Essas características de concentração regional de renda e Complexidade brasileiras, nos guiam no sentido de buscar compreender essa dinâmica de modo não linear, tanto na influência das estruturas complexas representadas pelos Índices, quanto com possíveis variáveis entre essas e outras variáveis. Isso norteará as próximas avaliações e modelos, permitindo uma visão mais agregada do comportamento temporal do desenvolvimento regional brasileiro.

Como demonstrado na análise de sobrevivência efetuada, percebe-se que a relação entre os Índices de Complexidade raramente se mostra de forma clara e direta. Se na análise de sobrevivência o ICE se mostra mais importante para a resistência econômica das mesorregiões brasileiras com renda intermediária, aqui ela aparece como uma variável que colabora para o crescimento econômico quando isolada, tem efeito negativo quando combinada com os outras

variáveis no modelo, porém como variável de interação com o ICT tem efeito positivo. O ICT também tem comportamento parecido, porém com menor intensidade, e na análise de sobrevivência colabora mais para mesorregiões já em um patamar superior de renda.

5 ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE COMPLEXIDADE PRODUTIVA, TECNOLÓGICA E CRESCIMENTO

5.1 Introdução

Este capítulo tem como objetivo avaliar empiricamente a relação entre os Índices de Complexidade Econômica e Tecnológica e o crescimento econômico das mesorregiões brasileiras. Parte-se da hipótese, fundamentada na literatura de complexidade, de que territórios dotados de estruturas produtivas e tecnológicas mais sofisticadas apresentam maior capacidade de gerar novas atividades, diversificar-se e sustentar trajetórias de crescimento. Busca-se, assim, verificar se a acumulação de capacidades produtivas e tecnológicas está associada a maior dinamismo econômico regional no Brasil, país marcado por fortes heterogeneidades territoriais.

A análise dialoga diretamente com os resultados obtidos nos capítulos anteriores. A abordagem da complexidade enfatiza que o desenvolvimento econômico decorre do acúmulo de capacidades produtivas e cognitivas inter-relacionadas, que ampliam o espaço de possibilidades de diversificação regional. No capítulo anterior, observou-se que níveis mais elevados de complexidade aumentam a probabilidade de alcançar patamares superiores de renda e condicionam a permanência nesses patamares ao longo do tempo, particularmente do ICE em estágios mais inferiores de desenvolvimento e do ICT para patamares mais elevados. Neste capítulo, avança-se nessa discussão ao investigar se tais estruturas mais complexas também se traduzem em maiores taxas de crescimento econômico.

Para isso, estimam-se modelos econométricos para dados em painel que incorporam simultaneamente os dois índices de complexidade, ICE e ICT, bem como termos de interação entre eles. Essa estratégia permite avaliar não apenas os efeitos isolados das dimensões produtiva e tecnológica, mas também possíveis relações complementares entre ambas, hipótese sugerida pela literatura sobre complexidade multidimensional e diversificação inteligente (Balland et al. (2019) e Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022)). Assim, é possível identificar se o conhecimento produtivo sozinho é suficiente para impulsionar o crescimento ou se seu impacto depende do acúmulo conjunto de capacidades tecnológicas.

Este capítulo contribui em três frentes principais. Em primeiro lugar, amplia a literatura que tradicionalmente mensura a complexidade com base em dados de comércio exterior (Hidalgo e Hausmann (2009)), ao utilizar indicadores construídos a partir do emprego formal (Romero et al. (2022)) e das patentes (Balland e Rigby (2017)), permitindo captar dimensões produtivas internas e tecnológicas das regiões brasileiras. Em segundo lugar, dialoga com estudos que analisam os efeitos da complexidade sobre crescimento, inovação e desigualdade

(Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), Le et al. (2020) e Antonelli, Crespi e Quatraro (2020)), testando se os padrões observados internacionalmente se reproduzem no contexto regional brasileiro. Por fim, contribui metodologicamente ao combinar, em um mesmo exercício empírico, as dimensões produtiva e tecnológica da complexidade e ao relacionar esses resultados com as probabilidades e análises de sobrevivência desenvolvidas anteriormente.

Dessa forma, o capítulo aprofunda a compreensão dos mecanismos pelos quais a complexidade produtiva e tecnológica se associa ao desempenho econômico regional, avaliando se capacidades acumuladas se convertem efetivamente em crescimento. Com isso, oferece evidências adicionais sobre a relevância das estruturas complexas no desenvolvimento regional brasileiro e sobre os limites dessa relação em um contexto marcado por forte desigualdade territorial.

5.2 Especificações do Modelo

A regressão a ser estimado no presente capítulo segue a especificação utilizada por Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022).¹

$$\delta Y_{c,t} = \beta_0 + \beta_1 IC_{c,t}^d + \beta_2 (ICE_{c,t} \times ICT_{c,t}) + \gamma X_{c,t} + \mu_t + \varepsilon_{c,t}$$

Onde: Y é o logaritmo do PIBpc, β_0 : Intercepto, IC: Índice de Complexidade, d: Econômica ou Tecnológica, ICE: Índice de Complexidade Econômica, ICT: Índice de Complexidade Tecnológica, X: Vetor de Variáveis de Controle, μ : Termo de Efeitos Fixos Temporais, ε : Resíduos. Sempre para mesorregião c e período t.

As variáveis de controle utilizadas nos testes são: (i) Logaritmo da População Inicial da Mesorregião originada do IBGE; (ii) o Capital Humano Inicial, representado pela proporção de pessoas que possuem educação terciária, retirada da RAIS; e (iii) Intensidade, medida por trabalhadores ou patentes *per capita*.

Detalhando as origens dos itens da seguinte forma:

As estatísticas descritivas das principais variáveis de interesse apresentam a enorme heterogeneidade do território brasileiro. Observa-se que a variável de interesse, o PIB per capita, apresenta uma distribuição assimétrica, com uma mediana de R\$13.977, uma média de R\$17.611, um desvio padrão de 12.9383 com máximo de R\$107.2190, evidenciando a

¹Broekel (2019) e Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) utilizam especificações semelhantes em outros contextos de avaliação da Complexidade Econômica e Tecnológica

Tabela 13 – Descrição das Variáveis de Controle

Variável	Descrição	Origem
PIBpc	Produto Interno Bruto per capita da Mesorregião	IPEA
Pop	População da Mesorregião	IBGE
Educ	Proporção da Força de Trabalho com Educação Terciária	RAIS
Patpc	Patentes por 100.000 habitantes da Mesorregião	INPI
Trabpc	Trabalhadores per capita da Mesorregião	RAIS
Ent (Trab)	Índice de Entropia do Mercado de Trabalho	RAIS*
Ent (Tec)	Índice de Entropia Tecnológica	INPI*
HHI (Trab)	Índice de Herfindahl-Hirschman do Mercado de Trabalho	RAIS*
HHI (Tec)	Índice de Herfindahl-Hirschman Tecnológica	INPI*

* Elaboração própria a partir da fonte descrita.

concentração de riqueza regional. Densidade e população total acompanham a concentração em grandes centros urbanos do território. Essa concentração também é setorial, evidenciada pelas variáveis relacionadas à tecnologia e emprego, exibindo a presença de regiões com estruturas produtivas diversificadas, enquanto outras mais concentrada. Cabe a observação que o Índice de Herfindahl-Hirschman de emprego não tem uma distribuição tão variada, o que também é relacionado com o próprio método de cálculo, porém ainda assim com mediana afastada da média.

Tabela 14 – Estatísticas Descritivas

Variável	Min.	Mediana	Média	Max.	DP
PIBpc	1.8550	13.9770	17.6110	107.2190	12.9383
Pop	39423.0	878072.0	1423560.0	23373277.0	2252967.0
Dens	0.2630	34.2660	99.3840	2512.0240	265.5183
Educ	1.9830	12.0760	12.9530	39.0870	5.4772
Patpc	0.0000	0.8252	1.9850	18.5285	2.84251
Trabpc	0.0000	0.1279	0.1521	0.5587	2.842519
Ent (Tec)	0.0000	2.7530	2.5360	5.7420	1.7956
HHI (Tec)	0.0000	0.1111	0.2094	1.0000	0.2622
Ent (Trab)	3.3220	6.6290	6.5540	8.2090	0.7619
HHI (Trab)	0.0034	0.0101	0.0126	0.1000	0.0095

Fonte: Elaboração própria

Com esse modelo base é possível avaliar as contribuições que as estruturas econômicas complexas têm para o crescimento das mesorregiões brasileiras. Os Índices em sua forma quadrática, por sua vez, têm com o intuito de capturar uma relação não-linear entre as variáveis independentes e o crescimento regional.

Segundo Hausmann et al. (2014), países em nível inferior de Complexidade têm dificuldades em ter ganhos de complexidade baseado em suas *capabilities* evidenciando uma situação de retornos decrescentes melhor descrita como uma relação não-linear. Essa aplicação pode ser vista também em Le et al. (2020) para a desigualdade de renda, em uma relação *a la*

Kuznetz. Especificamente para o caso regional brasileiro, uma relação não-linear entre complexidade e desigualdade de renda também é encontrada por Bandeira Morais, Swart e Jordaan (2021).

A metodologia adotada, que utiliza regressões de dados em painel com efeitos fixos de tempo, permite isolar as variações ao longo do tempo que afetam todas as mesorregiões de maneira uniforme. Com isso, são eliminados os choques temporais que poderiam influenciar simultaneamente as variáveis de interesse, especialmente os Índices de Complexidade, que são as variáveis principais, em conjunto com as variáveis de controle adotadas. Dessa forma, é possível estimar o impacto dessas variáveis mantendo constantes as variações temporais, garantindo que as estimativas não sejam enviesadas por fatores de tempo não observados. Além disso, essa especificação de modelo elimina a heterogeneidade não observada das mesorregiões, capturando apenas as variações dentro de cada unidade ao longo do tempo, no caso de 2003 a 2019.

5.3 Resultados

Tabela 15 – ICE

	<i>Variável dependente:</i>					
	Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ICE	0.161 (0.385)	0.323 (0.460)	0.204 (0.514)	-0.165 (0.447)	0.515 (0.413)	0.690 (0.457)
ICE ²	0.657*** (0.239)	0.691*** (0.245)	0.697*** (0.245)	0.658*** (0.238)	0.488* (0.249)	0.542** (0.244)
Pop Ini		-0.251 (0.387)	-0.271 (0.389)			
Educ Ini			0.419 (0.805)			
Int (Trab)				9.390 (6.611)		
HHI (ECI)					16.175** (7.070)	
Ent (ECI)						-1.415** (0.666)
PIBpc Ini	-11.579*** (0.572)	-11.663*** (0.587)	-11.589*** (0.604)	-12.329*** (0.778)	-11.071*** (0.611)	-11.059*** (0.620)
Observações	411	411	411	411	411	411
R ²	0.639	0.639	0.639	0.641	0.643	0.643
R ² Ajustado	0.634	0.634	0.633	0.635	0.638	0.637
F Estatística (df = 3; 405)	238.702*** (df = 4; 404)	178.876*** (df = 5; 403)	142.897*** (df = 4; 404)	179.981*** (df = 4; 404)	182.207*** (df = 4; 404)	181.709***

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados apresentados na Tabela 15 indicam que o coeficiente linear do ICE não é estatisticamente significativo nos diferentes modelos estimados. Entretanto, o termo quadrático do ICE é positivo e significativo em todas as especificações, sugerindo de forma robusta que a relação entre complexidade econômica e crescimento regional é não linear. Em outras palavras, níveis iniciais de complexidade não garantem, por si só, maior crescimento econômico; seus efeitos tornam-se substantivos apenas quando a região atinge um determinado limiar de complexidade. Esse padrão é compatível com a ideia de que a acumulação de capacidades produtivas apresenta retornos crescentes após determinado ponto.

Esse resultado também dialoga com a evidência anterior de que regiões com baixa complexidade enfrentam maiores dificuldades para alterar suas estruturas produtivas. Em níveis reduzidos de ICE, a ausência de complementariedades produtivas e institucionais pode limitar o impacto da complexidade sobre o crescimento, produzindo não linearidade e limiares estruturais. Assim, o efeito positivo encontrado para níveis elevados de ICE sugere a existência de um “patamar mínimo” de capacidades, a partir do qual a complexidade passa a se traduzir em crescimento econômico mais expressivo.

O logaritmo do PIB per capita inicial apresenta um coeficiente negativo e altamente significativo em todos os modelos. Isso sugere que regiões com PIB per capita inicial mais alto tendem a crescer menos, o que pode ser interpretado como um efeito de convergência no crescimento econômico, condizente com os achados de Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022).

As variáveis de capital humano e população inicial não apresentaram significância estatística nas especificações consideradas. Esse resultado contraria, à primeira vista, as previsões dos modelos de crescimento endógeno baseados em capital humano (Aghion e Howitt (1990)), mas pode ser interpretado em função da escala de análise e do forte papel da estrutura produtiva captada pela complexidade. Em nível mesorregional, a simples presença de trabalhadores com escolaridade elevada pode não ser suficiente para gerar crescimento, caso não esteja articulada com uma base produtiva complexa capaz de absorver tais competências.

Quanto às medidas de concentração, observa-se que o HHI se mostra positivamente relacionado com o crescimento do PIB *per capita* e a Entropia negativamente relacionada. Este resultado contradiz o esperado, pois indicam que alto nível de concentração e baixo de diversificação estão associados ao crescimento maior da mesorregião. Além disso os modelos com HHI e ICE são aqueles que possuem maior R^2 , indicando maior poder de explicação da variação da variável dependente.

Em conjunto, os resultados sugerem três mensagens principais. Primeiro, a complexidade econômica contribui para o crescimento, mas seu efeito é condicional a níveis elevados de ICE, reforçando a presença de não linearidades e limiares estruturais. Segundo, há evidência robusta de convergência condicional entre mesorregiões brasileiras. Terceiro, o crescimento recente parece ter sido associado a estruturas produtivas mais concentradas, o que indica que o desenvolvimento regional brasileiro tem ocorrido menos por diversificação ampla e mais por especialização em atividades complexas, resultado que dialoga com os padrões observados nas análises de sobrevivência e de probabilidade discutidas nos capítulos anteriores.

Tabela 16 – ICT

	<i>Variável dependente:</i>					
	Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ICT	-0.149*** (0.034)	-0.159*** (0.035)	-0.160*** (0.035)	-0.148*** (0.034)	-0.157*** (0.034)	-0.100*** (0.038)
ICT ²	0.003*** (0.0003)	0.002*** (0.0003)	0.002*** (0.0003)	0.002*** (0.0003)	0.002*** (0.0003)	0.001*** (0.0003)
Pop. Inic		0.378 (0.334)	0.243 (0.358)			
Educ. Inic			0.738 (0.707)			
Int (Tec)				0.044 (0.049)		
HHI (Tec)					3.189** (1.376)	
Ent (Tec)						-0.787*** (0.689)
PIBpc Inic	-11.701*** (0.516)	-11.711*** (0.516)	-11.768*** (0.519)	-11.827*** (0.534)	-11.375*** (0.532)	-10.995*** (0.578)
Observações	411	411	411	411	411	411
R ²	0.651	0.653	0.654	0.652	0.656	0.657
R ² Ajustado	0.647	0.647	0.647	0.647	0.651	0.652

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Tabela 16 apresenta os resultados para o ICT. O coeficiente do ICT é negativo e altamente significativo em todos os modelos, indicando que regiões com maior complexidade tecnológica inicial tendem a apresentar um crescimento econômico mais lento. No entanto, o termo quadrático é positivo e significativo em todos os modelos, sugerindo uma relação não linear, assim como o ICE. Esse padrão indica que, após um certo ponto, o conhecimento complexo passa a estar associado a um crescimento econômico mais alto, apontando para a existência de um efeito de limiar.

Essa interpretação é compatível com a noção de complementariedades tecnológicas e aprendizado cumulativo. Em níveis baixos e intermediários de ICT, o estoque tecnológico pode não ser suficiente para gerar difusão produtiva ampla ou encadeamentos fortes com o tecido econômico local, resultando em impacto limitado, ou até negativo, sobre o crescimento. À medida que o ICT alcança patamares mais elevados, o sistema de inovação regional tende a tornar-se mais denso, com maior interação entre firmas, instituições e trabalhadores qualificados, produzindo retornos crescentes associados à sofisticação tecnológica.

O logaritmo do PIB per capita inicial apresenta um coeficiente negativo e altamente significativo em todas as especificações, reforçando a hipótese de convergência econômica, na qual mesorregiões com maior PIB per capita inicial tendem a crescer menos.

Os índices de concentração também apresentam padrão semelhante ao encontrado para o mercado de trabalho. O HHI tecnológico aparece positivamente associado ao crescimento, enquanto a entropia apresenta relação negativa. Esses resultados indicam que a concentração tecnológica regional se associa a maior crescimento econômico, ao passo que maior diversificação tecnológica parece associar-se a taxas menores de crescimento. Esse comportamento pode refletir estratégias regionais baseadas em especialização tecnológica intensiva em setores complexos, em vez de uma diversificação ampla, especialmente em regiões que já concentram infraestrutura científica, universidades e grandes empresas inovadoras.

Por fim, o resultado não linear para o ICT, com sinal negativo no termo linear e positivo no termo quadrático, reforça a ideia de que regiões tecnologicamente complexas enfrentam inicialmente certa “barreira” antes que a complexidade tecnológica se traduza em crescimento econômico mais elevado. Essa evidência não é isolada: trabalhos como Antonelli, Crespi e Quatraro (2020) encontram resultados semelhantes ao utilizar patentes para mensurar complexidade tecnológica em escala internacional. Em conjunto, esses achados sugerem que o efeito do ICT sobre o crescimento brasileiro é condicionado por limiares e pela própria estrutura regional de concentração produtiva e tecnológica, articulando-se de forma consistente com os resultados encontrados nos capítulos anteriores.

Tabela 17 – ICE X ICT

<i>Variável Dependente:</i>										
Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
ICE	0.484 (0.369)		-3.548*** (0.824)		-5.439*** (0.993)	-5.347*** (1.008)	-5.839*** (1.052)	-5.751*** (1.061)	-5.788*** (1.143)	-4.989*** (1.205)
ICT		0.004 (0.014)		0.003 (0.013)	0.053*** (0.016)	0.056*** (0.017)	0.054*** (0.016)	0.058*** (0.017)	0.058*** (0.017)	-0.006 (0.051)
ICE ²									-0.024 (0.272)	
ICT ²										0.001 (0.0004)
ICE*ICT			0.059*** (0.011)	0.017*** (0.005)	0.082*** (0.013)	0.082*** (0.013)	0.083*** (0.013)	0.084*** (0.013)	0.085*** (0.015)	0.071*** (0.016)
Pop Ini						-0.217 (0.392)		-0.266 (0.394)	-0.257 (0.409)	-0.102 (0.413)
Educ Ini							0.892 (0.774)	0.946 (0.779)	0.947 (0.780)	1.055 (0.783)
PIBpc Ini	-11.573*** (0.577)	-11.143*** (0.518)	-11.200*** (0.562)	-12.247*** (0.601)	-11.825*** (0.586)	-11.942*** (0.623)	-11.657*** (0.603)	-11.791*** (0.635)	-11.786*** (0.639)	-11.757*** (0.635)
Observações	411	411	411	411	411	411	411	411	411	411
R ²	0.632	0.631	0.657	0.641	0.666	0.666	0.667	0.668	0.668	0.669
R ² Ajustado	0.628	0.627	0.653	0.637	0.661	0.661	0.661	0.661	0.660	0.662

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Tabela 17 apresenta os resultados das estimações que incorporam simultaneamente o ICE e o ICT, permitindo avaliar seus efeitos conjuntos sobre o crescimento do PIB per capita. Observa-se que, quando incluídos isoladamente nos modelos, ICE e ICT tendem a apresentar coeficientes com sinais opostos aos esperados, o ICE assume valores negativos e significativos em algumas especificações, enquanto o ICT se revela positivo e significativo em outras. Os termos quadráticos dos dois índices, quando introduzidos conjuntamente, não se mostram estatisticamente significativos, sugerindo que a não linearidade observada nas regressões anteriores é, em grande medida, absorvida pela inclusão simultânea dos dois indicadores no modelo.

resultado mais consistente e relevante desta tabela é o coeficiente associado ao termo de interação entre ICE e ICT. Em todas as especificações em que está presente, o termo de interação é positivo e estatisticamente significativo, ao mesmo tempo em que os valores de R^2 desses modelos estão entre os mais elevados do conjunto estimado. Esse padrão sugere que o efeito dos índices de complexidade não é apenas aditivo, mas depende da combinação entre complexidade produtiva e tecnológica. Em outras palavras, regiões com elevada complexidade produtiva, mas baixa complexidade tecnológica, ou vice-versa, não necessariamente apresentam maior crescimento. O crescimento mais elevado ocorre quando ambas as dimensões se encontram desenvolvidas e interagem entre si.

Esse resultado pode ser interpretado como evidência de complementaridade estrutural: capacidades produtivas associadas a uma estrutura ocupacional diversificada e sofisticada apenas se traduzem em crescimento mais elevado quando articuladas com uma base tecnológica densa, expressa pelo ICT. De modo simétrico, avanços tecnológicos isolados, sem correspondência em termos de organização produtiva e estrutura do emprego, tendem a apresentar retornos mais limitados. Assim, os resultados reforçam a ideia de que o desenvolvimento regional depende da coerência entre bases produtivas e tecnológicas, sugerindo que políticas focadas apenas em inovação tecnológica ou apenas em diversificação produtiva podem ter efeitos restritos se não forem articuladas.

Esses resultados corroboram os achados de Carvalho (2024) ao evidenciarem a importância de uma relação simbiótica entre os aspectos econômicos e tecnológicos da complexidade, sugerindo que ganhos de crescimento estão associados não apenas ao avanço isolado de cada dimensão, mas sobretudo à sua articulação. Em contraste, divergem dos resultados de Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), que identifica termos de interação negativos e significativos entre complexidade tecnológica e complexidade do comércio em uma amostra mundial de países. Essa divergência pode refletir diferenças de escala geográfica, estrutura produtiva e estágio de desenvolvimento, indicando que, no caso brasileiro, a complementaridade entre bases produtivas e tecnológicas parece desempenhar papel mais favorável ao crescimento econômico.

5.4 Robustez

Para analisar a robustez dos modelos foram introduzidas variáveis adicionais que possam capturar informações com variáveis relacionadas à diversificação e volume. Novamente a tendência não é muito clara, mas tende a ser verdadeira em modelos de maior poder explicativo.

Os resultados vão na mesma direção dos modelos anteriores, com o ICE negativo e significativo, enquanto o ICT exerce influência positiva, dessa vez com ambos os Índices sendo significativos em todas as especificações. Também se repetem os resultados do termo de interação entre os Índices, positivos e significativos em todos os modelos, sendo estes os modelos que também tem o R^2 mais elevado, seguindo a metodologia de Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022) para avaliar os modelos.

Como primeiro teste à robustez do modelo multidimensional de crescimento econômico, outros tipos de variáveis: as Intensidades de Trabalho e Tecnológica, o número de

Tabela 18 – Robustez (Intensidade)

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
ICE	-5.439*** (0.993)							-5.724*** (1.012)	-5.621*** (1.023)	-5.840*** (1.064)
ICT	0.053*** (0.016)							0.049*** (0.016)	0.053*** (0.017)	0.055*** (0.018)
ICE*ICT	0.082*** (0.013)							0.082*** (0.013)	0.083*** (0.013)	0.084*** (0.013)
Int (Tec)		0.070 (0.049)		0.039 (0.053)		-0.329** (0.153)	-0.316** (0.159)	-0.008 (0.053)	-0.010 (0.053)	-0.012 (0.053)
Int (Tra)			10.647* (5.643)	8.755 (6.202)	5.644 (6.562)		2.028 (6.785)	9.687 (6.751)	10.230 (6.798)	8.493 (7.183)
Int(Te)*Int(Tr)					0.297 (0.200)	1.488*** (0.540)	1.414** (0.595)			
Educ Ini										0.626 (0.832)
Pop Ini									-0.282 (0.395)	-0.304 (0.396)
PIBpc Ini	-11.825*** (0.586)	-11.357*** (0.468)	-12.301*** (0.782)	-12.248*** (0.785)	-12.114*** (0.791)	-11.642*** (0.476)	-11.834*** (0.800)	-12.528*** (0.761)	-12.718*** (0.807)	-12.484*** (0.865)
Observações	411	411	411	411	411	411	411	411	411	411
R ²	0.666	0.632	0.634	0.634	0.636	0.639	0.639	0.668	0.668	0.669
R ² Ajustado	0.661	0.629	0.630	0.630	0.631	0.635	0.634	0.661	0.661	0.660

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

trabalhadores per capita e de patentes por 100.000 habitantes, respectivamente.

Os resultados indicam uma inversão das variáveis de Intensidade em relação ao comportamento dos seus Índices de Complexidade. O ICE tem contribuição negativa e o ICT positiva, nos seus modelos isolados, as suas contrapartidas de intensidade tem sinais positivos e negativos, respectivamente, quando significativos. Isso reforça lógica de que um "insumo bruto" acumulado não é suficiente para o desenvolvimento regional brasileiro, sendo relevante como esse "insumo" é distribuído setorialmente. Porém algo que persiste na avaliação é a influência positiva do termo de interação da variáveis de intensidade, quando significativa.

Nos modelos mais completos, com a presença dos Índices de Complexidade e variáveis de intensidade são encontrados os melhores ajustes aos dados, evidenciado pelo R² de 66% em ambos os casos. Nessas especificações há a perda da significância encontrada anteriormente nos modelos exclusivamente com as variáveis de intensidade, enquanto os Índices de Complexidade mantêm a significância e efeito. As variáveis de controle adicionais não se mostram relevantes para essas especificações.

Tabela 19 – Robustez (HHI)

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
ICE	-5.439*** (0.993)							-5.076*** (1.053)	-5.053*** (1.059)	-5.369*** (1.146)
ICT	0.053*** (0.016)							0.054*** (0.016)	0.056*** (0.017)	0.057*** (0.017)
ICE * ICT	0.082*** (0.013)							0.080*** (0.013)	0.080*** (0.013)	0.082*** (0.014)
HHI(Tra)		15.962** (6.497)		14.089** (6.732)		13.443* (7.785)	16.606** (8.384)	6.335 (7.298)	5.986 (7.443)	4.571 (7.699)
HHI(Tec)			2.340* (1.408)	1.542 (1.453)	0.722 (2.394)		2.611 (2.569)	2.990** (1.417)	2.986** (1.419)	2.916** (1.423)
HHI(Tr)*HHI(Te)					9.681 (11.582)	4.785 (8.129)	-7.244 (14.359)			
Pop Ini									-0.098 (0.398)	-0.145 (0.404)
Educ Ini										0.587 (0.809)
PIBpc Ini	-11.825*** (0.586)	-10.267*** (0.526)	-10.782*** (0.450)	-10.180*** (0.532)	-10.743*** (0.452)	-10.279*** (0.527)	-10.102*** (0.555)	-11.471*** (0.610)	-11.532*** (0.660)	-11.487*** (0.663)
Observações	411	411	411	411	411	411	411	411	411	411
R ²	0.666	0.636	0.633	0.637	0.634	0.636	0.637	0.672	0.672	0.672
R ² Ajustado	0.661	0.632	0.629	0.632	0.629	0.632	0.632	0.665	0.664	0.664

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados para o Índice de Herfindahl-Hirschman, que mede a diversificação das atividades de cada região, indicam uma primeira impressão de efeito contraditório com o esperado, com coeficientes significativos e positivos. Além disso, a variável de interação não é significativa em nenhuma das especificações.

Os principais resultados encontrados são novamente nos modelos mais completos, com os Índices de Complexidade, variável de interação e HHI. Continua uma contribuição negativa do ICE, positiva do ICT e positiva para o seu termo de interação. No entanto verifica-se a perda de significância do HHI do mercado de trabalho, enquanto o HHI tecnológico é persistentemente positivo e significativo. As variáveis de controle adicionais permanecem não significativas, com exceção da variável de convergência.

Tendo em mente que os Índices de Complexidade levam em consideração a diversificação e ubiquidade setorial, pode-se interpretar esses resultados no sentido de que uma economia diversificada por si não contribui necessariamente para o crescimento regional, e a análise mais detalhada em conjunto com os Índices de Complexidade contribuem para uma melhor perspectiva do panorama tecnológico e ocupacional das mesorregiões brasileiras. A

concentração setorial tecnológica se mostra como um possível catalisador para como a o desenvolvimento regional acontece no Brasil.

Tabela 20 – Robustez (Entropia)

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Crescimento do PIBpc de 2003 a 2019 (Intervalos de 4 anos)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
ICE	-5.439*** (0.993)							-4.070*** (1.030)	-4.122*** (1.031)	-4.547*** (1.105)
ICT	0.053*** (0.016)							0.096*** (0.019)	0.093*** (0.019)	0.095*** (0.019)
ICE * ICT	0.082*** (0.013)							0.075*** (0.013)	0.073*** (0.013)	0.076*** (0.013)
Ent(Tra)		-0.910 (0.564)		-0.180 (0.685)		-0.547 (0.795)	-2.135** (0.882)	-0.733 (0.681)	-0.833 (0.687)	-0.594 (0.722)
Ent(Tec)			-0.554** (0.225)	-0.513* (0.274)	-2.282*** (0.737)		-3.212*** (0.828)	-1.236*** (0.332)	-1.358*** (0.349)	-1.401*** (0.351)
Ent(Tr)*Ent(Te)					0.413** (0.168)	-0.047 (0.073)	0.752*** (0.218)			
Pop Ini									0.472 (0.414)	0.414 (0.417)
Educ Ini										0.855 (0.803)
PIBpc Ini	-11.825*** (0.586)	-10.395*** (0.585)	-10.114*** (0.566)	-10.053*** (0.611)	-10.601*** (0.596)	-10.268*** (0.617)	-10.281*** (0.607)	-11.196*** (0.604)	-10.871*** (0.667)	-10.793*** (0.671)
Observações	411	411	411	411	411	411	411	411	411	411
R ²	0.666	0.633	0.636	0.636	0.641	0.633	0.646	0.681	0.682	0.683
R ² Ajustado	0.661	0.629	0.632	0.631	0.637	0.629	0.641	0.675	0.675	0.675

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

A Introdução de variáveis de entropia como apresentados na Tabela 20 segue uma linha semelhante àquela adotada para os índices HHI.

Os resultados em geral são semelhantes aos dos Índices de Complexidade, principalmente tecnológica, com coeficientes iniciais negativos, o que vai na contramão do esperado ao se tratar de valorizar uma maior diversificação setorial. Porém, assim como os Índices, verifica-se um resultado positivo e significativo para o efeito conjunto da variável de interação, mantendo a significância dos índices individuais e suas contribuições negativas. O resultado é semelhante ao de Antonelli, Crespi e Quatraro (2020), que discutem o achado de uma contribuição negativa inicial para a "geração de conhecimento" das estruturas complexas, atribuindo esse comportamento à heterogeneidade de fatores contidos nessas estruturas, que inicialmente são uma barreira para o crescimento, mas também demonstram efeitos positivos em combinação com outros fatores.

Assim como em especificações anteriores, isso indica o potencial de análises setoriais

combinatórias mais detalhadas, que possibilitam ter um crescimento regional balanceado com base em suas estruturas presentes. Mesmo que a complexidade tecnológica possa apresentar uma barreira inicial ao crescimento regional baseados em seu estoque de patentes, há a possibilidade de uma política conjunta com a complexidade indicada como a ocupacional. Não deve-se relevar o fato que qualquer mudança nesse panorama através de políticas públicas tem suas dificuldades em desenho, implementação e avaliação, dada a pluralidade de aspectos que devem ser levados em consideração. Outro ponto importante é o aspecto temporal, dada a rigidez do mercado de trabalho, fazendo com que mudanças e resultados tenham horizontes de tempo por vezes não muito bem definidos.

5.5 Robustez (Espacial)

Os modelos econométricos com dados em painel proporcionam uma visão geral das influências das estruturas complexas no crescimento econômico regional, sob um aspecto mais agregado de como as interações se dão, utilizando a separação mesorregional da análise como um delimitador individual dessas influências, assim levando em consideração a heterogeneidade destas regiões. Porém essa estrutura dos dados também possibilita uma análise de outro contexto, de como essas interações se dão justamente nesse nível espacial, entre as mesorregiões, e como essas estruturas complexas influenciam as vizinhanças dessas mesorregiões.

A trajetória do crescimento tecnológico de uma região se mostra intrinsecamente relacionada com as tecnologias presentes naquela região, sendo o princípio de *relatedness* aquele que direciona essa trajetória, com novas tecnologias baseadas nas que já estão presentes, como demonstrado em Balland et al. (2019) e Boschma, Balland e Kogler (2015). Estabelecida essa relação, se torna primordial não só entender a trajetória a partir da complexidade das estruturas produtivas da região, mas entender a influência da complexidade das regiões adjacentes, principalmente quando se deseja avaliar esse crescimento no contexto de um crescimento regional equilibrado.

Em um primeiro momento a concentração tecnológica espacial pode ser vista como um catalisador de crescimento econômico regional, aonde a proximidade de polos tecnológicos serve como influência positiva na sua vizinhança, seja por meio de compartilhamento tecnológico, de mão-de-obra especializada ou de capital.

Assim como em modelos econométricos convencionais, a escolha e ajuste de como representar as variáveis de escolha são de fundamental importância para buscar uma representação fidedigna das interações espaciais que ocorrem, iniciando na escolha de uma

matriz de pesos espaciais W_{ij} que dimensiona como acontecem essas interações entre as mesorregiões i e j .

Foram realizados testes para verificar a presença de dependência espacial no crescimento do PIB *per capita* entre mesorregiões brasileiras. Em seguida, foram aplicados testes do tipo Multiplicador de Lagrange para identificar a natureza dessa dependência, dado que é mais apropriado para os dados em painel utilizados. Os resultados indicaram valores elevados e estatisticamente significativos tanto para o teste LM de erro espacial quanto para o LM de defasagem espacial, com $p < 0,001$. Esses resultados rejeitam a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial e indicam que modelos tradicionais de painel poderiam estar omitindo parte relevante da dinâmica espacial do crescimento econômico. Assim, opta-se pela utilização de um modelo Durbin Espacial (SDM), que permite capturar simultaneamente defasagens espaciais na variável dependente e nas variáveis explicativas, sendo o mais adequado quando os testes apontam significância tanto para erro quanto para defasagem. E principalmente os efeitos espaciais diretos e indiretos.

O modelo econométrico espacial tem a seguinte estrutura:

$$y = \rho Wy + X\beta + WX\theta + \varepsilon \quad (5.1)$$

Sendo:

- y variável dependente PIBpc.
- W matriz de pesos espaciais.
- ρ coeficiente autorregressivo espacial.
- X matriz de variáveis independentes.
- β vetor de coeficientes de X .
- WX variáveis independentes espacialmente defasadas.
- θ vetor de coeficientes de WX .
- $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$ resíduos.

Essa escolha se dá pelo interesse em avaliar os *spillovers* não só da variável dependente, mas também das demais variáveis do modelo, seguindo algo já feito indiretamente utilizando Complexidade Econômica em Antonelli, Crespi e Quatraro (2020).²

Com finalidade de demonstrar o comportamento espacial das variáveis de interesse, o modelo trará os Índices de Complexidade anteriores, assim como as variáveis de concentração, Entropia e Herfindahl-Hirschman na matriz X , para estimar a influência dessas variáveis sobre

²O artigo utiliza Efeitos Fixos, assim como nos com os modelos anteriores. Aqui os resultados não se diferenciaram com Efeitos Aleatórios e os testes de Hausman confirmam isso.

o log do PIB *per capita*

Tabela 21 – Modelo Durbin Espacial

Variável	Estimativa	EP	valor-t	Pr(> t)
Coefficiente Autorregressivo Espacial	0.8865	0.0087	102.41	$< 2.2 \times 10^{-16}$ ***
Coefficients				
ICE	0.5036	0.2387	2.1101	0.0349**
ICT	0.0086	0.0034	2.5073	0.0122**
HHI(Trab)	3.2708	6.5305	0.5009	0.6165
Ent(Trab)	0.6546	0.6798	0.9630	0.3356
HHI(Tec)	-0.5900	0.3366	-1.7531	0.0796*
Ent(Trab)	-0.0863	0.1205	-0.7164	0.4738

Note: *** $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Como esperado o PIBpc tem efeito positivo e significativo no PIBpc de regiões adjacentes. Dentre as variáveis independentes observa-se que o ICE e ICT são significativos e positivos. Embora uma comparação direta com os resultados dos modelos anteriores não-espaciais não seja muito apropriada, percebe-se uma mudança do que acontecia com o ICE, embora este volta a ter uma influência positiva em forma quadrática e termos de interação.

Pode-se também extrair os efeitos espaciais do modelo.

Tabela 22 – Medidas de Impacto

Variável	Direto	Indireto	Total
ICE	0.6797** (0.3327)	3.6380** (1.8065)	4.3178** (2.1368)
ICT	0.0116*** (0.0050)	0.0619*** (0.0269)	0.0734*** (0.0318)
HHI(Trab)	4.4148 (8.8753)	23.6286 (48.1992)	28.0434 (57.0579)
Ent(Trab)	0.8836 (0.9636)	4.7290 (5.1417)	5.6126 (6.1027)
HHI(Tec)	-0.7964* (0.4548)	-4.2624* (2.4340)	-5.0588* (2.8860)
Ent(Trab)	-0.1165 (0.1662)	-0.6235 (0.8953)	-0.7400 (1.0612)

Nota: Erro padrão simulado em parênteses.

*** $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Observa-se os efeitos dos Índices de Complexidade, como indicados no modelo, que são positivos e principalmente de efeito indireto, assinalando para uma grande participação dos efeitos *spillovers* das regiões com economias complexas, sobretudo ICE. Também há um efeito negativo do HHI Tecnológico, de onde conclui-se que a contração setorial tecnológica tem efeitos negativos, tanto no para a renda da região, quanto para as regiões vizinhas.

5.6 Considerações Finais

Os resultados obtidos ao longo do trabalho mostram que a relação entre complexidade econômica e tecnológica e crescimento regional é heterogênea e, por vezes, não linear. A análise de sobrevivência evidenciou que os índices de complexidade não operam de forma homogênea ao longo da distribuição de renda regional: o ICE mostrou-se mais relevante para a manutenção de mesorregiões em faixas intermediárias de renda, evitando retrocessos, enquanto o ICT apresentou maior importância para a permanência nos níveis superiores de renda, quando as regiões já acumulam capacidades tecnológicas mais sofisticadas. Já na análise de crescimento econômico, o ICE tende a apresentar efeito positivo quando analisado isoladamente, mas perde sinal ou torna-se negativo quando combinado com outras variáveis. Por outro lado, o termo de interação entre ICE e ICT assume sinal positivo e significativo, sugerindo que o desempenho econômico decorre menos da presença isolada de capacidades produtivas ou tecnológicas e mais da articulação entre ambas.

Esses resultados dialogam diretamente com a literatura. Nos modelos multidimensionais em Stojkoski, Koch e Hidalgo (2022), observa-se que complexidade comercial e tecnológica possuem efeitos positivos sobre o crescimento, mas com interação negativa, sugerindo relação de substituição entre as dimensões. No presente trabalho, ao contrário, a interação entre complexidade produtiva e tecnológica é positiva, reforçando um caráter de complementaridade no caso brasileiro. Essa diferença pode estar associada às especificidades do desenvolvimento regional no Brasil, onde a base produtiva e tecnológica é mais desigual e concentrada espacialmente, fazendo com que ganhos de complexidade tecnológica só se convertam em crescimento quando amparados por uma estrutura produtiva diversificada.

Os resultados convergem com a evidência apresentada por Carvalho (2024), que mostra que a diversificação tecnológica depende fortemente da base produtiva existente e das interações entre capacidades. Ali mostra-se que em regiões menos desenvolvidas o avanço tecnológico só se sustenta quando há estrutura industrial prévia, o que é coerente com o achado desta dissertação de que o ICT, isoladamente, não garante maior crescimento econômico, mas ganha relevância quando articulado ao ICE. De modo semelhante, Freitas, Britto e Amaral (2024) mostra que o processo de diversificação é dependente de trajetória e

que setores tecnologicamente distantes apresentam maior probabilidade de saída, fenômeno compatível com os resultados de sobrevivência aqui apresentados: regiões com baixa complexidade têm maior dificuldade de se desenvolver economicamente.

Enquanto Carvalho (2024) e Freitas, Britto e Amaral (2024) concentram suas análises principalmente na diversificação produtiva e tecnológica, esta dissertação contribui ao mostrar que esses mecanismos de acumulação e combinação de capacidades não se limitam a explicar padrões de especialização, mas estão diretamente associados ao próprio desempenho econômico regional, reforçando o papel central da complementariedade entre complexidade produtiva e tecnológica no crescimento.

Os achados do presente trabalho também reforçam evidências de que o aumento da complexidade está associado ao crescimento econômico regional, como demonstrado por Carvalho et al. (2022) para municípios brasileiros. Entretanto, a contribuição desta dissertação vai além ao mostrar que esse vínculo depende de como as dimensões produtiva e tecnológica interagem ao longo do tempo e do espaço, e que esse impacto não é linear nem uniforme.

Em síntese, os resultados permitem afirmar que complexidade produtiva e tecnológica funcionam como fatores estruturais de desenvolvimento regional, mas seus efeitos são condicionais ao contexto e à trajetória histórica das regiões. A evidência encontrada aponta para um papel crucial da complementariedade entre emprego qualificado, diversificação produtiva e acumulação tecnológica. A implicação central é que políticas regionais que tratem produção, inovação e qualificação como dimensões separadas tendem a ter resultados limitados: os maiores efeitos sobre crescimento emergem quando essas dimensões são combinadas.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo investigar a relação entre a complexidade produtiva e tecnológica e o desenvolvimento econômico regional nas mesorregiões brasileiras, por aspectos de crescimento regional e sustentação deste crescimento. A análise se estruturou a partir de dois elementos centrais: o Índice de Complexidade Econômica (ICE), construídos a partir da estrutura ocupacional dos empregos formais, e os Índices de Complexidade Tecnológica (ICT), calculados com base nas classificações de patentes brasileiras. Na construção destes Índices refletiram os efeitos da concentração regional econômica brasileira, seja na renda, tecnologia ou setorial.

A concentração setorial se revela particularmente importante para as análises realizadas. Para o cálculo de ICE não é feito nenhum filtro ou agregação, enquanto para o cálculo do ICT se opta por agregar temporalmente. No geral ambos os índices encontram que os setores são aqueles que tem um maior poder combinatório setorial, como esperado, mas aqueles que também são associados à maior grau tecnológico, enquanto os de menor complexidade são os associados à agricultura e extração mineral. A partir da análise descritiva, observou-se uma grande variabilidade entre as mesorregiões brasileiras, tanto em termos de desempenho econômico quanto de complexidade produtiva e tecnológica. Essa heterogeneidade revela que o processo de desenvolvimento regional no Brasil é assimétrico e amplamente condicionado por fatores estruturais. Um ponto de destaque foi a alta concentração tecnológica em poucas mesorregiões, evidenciando desigualdades na geração e apropriação de conhecimento, especialmente concentradas em regiões já mais desenvolvidas, como o Sudeste, partes do Sul e partes do Nordeste.

A análise de sobrevivência permitiu investigar a capacidade das regiões de alcançarem e permanecerem em patamares mais altos de PIB per capita ao longo do tempo, diante de diferentes combinações de ICE e ICT. Os resultados apontaram uma clara concentração de renda em regiões já ricas, sugerindo a existência de armadilhas de renda para grande parte do território nacional. Verificou-se também que diferentes patamares de renda estão associados a determinantes distintos: os fatores que favorecem a transição de uma mesorregião de baixa para média renda não são necessariamente os mesmos que operam na passagem de níveis intermediários para elevados.

Mais especificamente, observou-se que o ICE foi mais relevante para a manutenção de mesorregiões em níveis intermediários de renda, contribuindo para evitar retornos a patamares inferiores. Já o ICT mostrou-se mais associado à permanência em níveis elevados de renda, indicando que capacidades tecnológicas exercem papel mais decisivo em estágios avançados de desenvolvimento econômico. Cabe destacar ainda que, devido à elevada concentração

regional de renda no Brasil, a escolha de diferentes limiares de PIB per capita afeta os resultados, uma vez que apenas um número reduzido de mesorregiões consegue alcançar os patamares mais altos.

Os modelos com dados em painel com efeitos fixos, por sua vez, trouxeram contribuições adicionais e aprofundadas. A principal conclusão está na complementariedade entre os fatores produtivos e tecnológicos. Enquanto os efeitos do ICE, de forma linear, se mostraram em geral negativos ou não significantes, a introdução de uma especificação quadrática e de interações com o ICT revelou sua importância latente. Nesses modelos, o ICE passa a ter efeito positivo de forma não linear, principalmente quando considerado em conjunto com o ICT, sinalizando que sua contribuição para o crescimento econômico regional depende do nível de complexidade tecnológica presente na região. O ICT, por outro lado, mostrou-se positivamente relacionado ao PIB per capita na maior parte dos modelos, confirmando sua relevância direta para o desenvolvimento. A introdução das variáveis de diversificação setorial indicam efeitos negativos ou ambíguos para o crescimento regional, o que indica que a diversificação em si pode não ser um fator que contribui, porém quando aliado aos Índices de Complexidade, indicando uma diversificação baseada em conhecimento presente, é um catalizador para o desenvolvimento. O modelo espacial traz o resultado de presença de spillovers tanto para o ICE, quanto para o ICT.

Este trabalho não teve como objetivo exaurir as facetas da complexidade multidimensional dos territórios brasileiros, mas sim prover uma perspectiva das estruturas produtivas e tecnológicas das mesorregiões brasileiras utilizando a abordagem da Complexidade Econômica, e avaliar suas contribuições para o desenvolvimento regional, principalmente em forma conjunta. Há a limitação de dados de patentes quanto ao seu aspecto quantitativo e temporal, abrindo espaço para futuras contribuições que possam agregar utilizando outro referencial tecnológico. Como exposto, desenvolvimento econômico é um tema multifacetado e de natureza longa, cumulativa e dinâmica, no qual as capacidades locais se constroem ao longo do tempo por meio de interações entre instituições, infraestrutura, qualificação da força de trabalho e inovação. Assim análises que agreguem outras facetas e em um maior espaço temporal podem trazer novas contribuições.

Em termos de implicações práticas, os resultados sugerem que políticas públicas voltadas ao desenvolvimento regional não devem focar apenas em um fator, seja ele produtivo ou tecnológico. A evidência empírica reforça que a combinação entre complexidade econômica e tecnológica é essencial, especialmente porque seus efeitos positivos se potencializam na presença do outro. Incentivar a geração de conhecimento tecnológico local, por meio da pesquisa aplicada, da formação técnica e do fortalecimento dos sistemas regionais de inovação, deve caminhar lado a lado com estratégias de diversificação produtiva, atração de

investimentos e qualificação da força de trabalho. Dessa forma, o desenvolvimento regional não pode ser entendido apenas como um processo de crescimento quantitativo, mas sim como uma transformação qualitativa e estrutural das capacidades locais. A complementariedade entre as dimensões produtiva e tecnológica mostra-se como um caminho promissor para romper com as armadilhas de renda e promover trajetórias sustentadas de desenvolvimento.

REFERÊNCIAS

- AGHION, Philippe; HOWITT, Peter. **A model of growth through creative destruction**. [S.l.]: National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA, 1990.
- AGHION, Philippe; HOWITT, Peter. **A Schumpeterian perspective on growth and competition**. *New theories in growth and development*, Springer, p. 9–49, 1998.
- ANSELIN, L. **Spatial Econometrics: Methods and Models**. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1988.
- ANTONELLI, Cristiano; CRESPI, Francesco; QUATRARO, Francesco. **Knowledge complexity and the mechanisms of knowledge generation and exploitation: The European evidence**. *Research Policy*, Elsevier, v. 51, n. 8, p. 104081, 2020.
- BALASSA, Bela. **Trade liberalisation and “revealed” comparative advantage 1**. *The manchester school*, Wiley Online Library, v. 33, n. 2, p. 99–123, 1965.
- BALLAND, Pierre-Alexandre; RIGBY, David. **The geography of complex knowledge**. *Economic Geography*, Taylor & Francis, v. 93, n. 1, p. 1–23, 2017.
- BALLAND, Pierre-Alexandre et al. **Smart specialization policy in the European Union: relatedness, knowledge complexity and regional diversification**. *Regional studies*, Taylor & Francis, v. 53, n. 9, p. 1252–1268, 2019.
- BANDEIRA MORAIS, Margarida; SWART, Julia; JORDAAN, Jacob Arie. **Economic Complexity and Inequality: Does Regional Productive Structure Affect Income Inequality in Brazilian States?** *Sustainability*, MDPI AG, v. 13, n. 2, p. 1006, jan. 2021. ISSN 2071-1050. DOI: 10.3390/su13021006. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3390/su13021006>>.
- BESEDEŠ, Tibor; PRUSA, Thomas J. **Ins, outs, and the duration of trade**. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, Wiley Online Library, v. 39, n. 1, p. 266–295, 2006.
- BIELSCHOWSKY, Ricardo; RIBEIRO, Vera. **Cinquenta anos de pensamento na CEPAL**. [S.l.]: CEPAL, 2000.
- BOSCHMA, Ron; BALLAND, Pierre-Alexandre; KOGLER, Dieter Franz. **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*, Oxford University Press, v. 24, n. 1, p. 223–250, 2015.
- BROEKEL, Tom. **Using structural diversity to measure the complexity of technologies**. *PloS one*, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 14, n. 5, e0216856, 2019.

CARVALHO, Danielle Evelyn de. **The roles of industrial and technological relatedness in shaping brazilian regional diversification**. 2024. PhD thesis – Universidade Federal de Minas Gerais.

CARVALHO, Danielle Evelyn de et al. **Complexidade econômica e crescimento do PIB per capita: uma análise de diferenças-em-diferenças para os municípios brasileiros**, 2022.

DINIZ; SIMÕES, Gonçalves. **Possibilidades e tendências locacionais da indústria do conhecimento no Brasil**, 2000.

DOSI, Giovanni. **Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change**. *Research policy*, Elsevier, v. 11, n. 3, p. 147–162, 1982.

EJERMO, Olof. **Regional Innovation Measured by Patent Data—Does Quality Matter? Research Paper**. *Industry and Innovation*, Taylor & Francis, v. 16, n. 2, p. 141–165, 2009.

FELIPE, Jesus; MEHTA, Aashish; RHEE, Changyong. **Manufacturing matters... but it's the jobs that count**. *Cambridge Journal of Economics*, v. 43, n. 1, p. 139–168, fev. 2018. ISSN 0309-166X. DOI: 10.1093/cje/bex086. eprint: <https://academic.oup.com/cje/article-pdf/43/1/139/27512926/bex086.pdf>. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/cje/bex086>>.

FRANÇOSO, Mariane Santos; BOSCHMA, Ron; VONORTAS, Nicholas. **Regional diversification in Brazil: the role of relatedness and complexity**. *Growth and Change*, Wiley Online Library, v. 55, n. 1, e12702, 2024.

FREITAS, Elton; BRITTO, Gustavo; AMARAL, Pedro. **Related industries, economic complexity, and regional diversification: An application for Brazilian microregions**. *Papers in Regional Science*, Elsevier, v. 103, n. 1, p. 100011, 2024.

FREITAS, Elton Eduardo. **Indústrias relacionadas, complexidade econômica e diversificação regional: uma aplicação para microrregiões brasileiras**. Universidade Federal de Minas Gerais, 2019.

FRENKEN, Koen; VAN OORT, Frank; VERBURG, Thijs. **Related variety, unrelated variety and regional economic growth**. *Regional studies*, Taylor & Francis, v. 41, n. 5, p. 685–697, 2007.

FURTADO, Celso. **A pré-revolução brasileira**. [S.l.]: Fundo de Cultura, 1962.

GARCEZ JÚNIOR, Sílvio Sobral; MOREIRA, Jane de. **O backlog de patentes no Brasil: O direito à razoável duração do Procedimento Administrativo**. *Revista Direito GV*, v. 13, n. 1, p. 171–203, 2017. DOI: 10.1590/2317-6172201708.

GÓMEZ-GONZÁLEZ, José E; URIBE GIL, Jorge Mario; VALENCIA, Oscar M. **Does economic complexity reduce the probability of a fiscal crisis?** IREA–Working Papers, 2022, IR22/18, Universitat de Barcelona. Facultat d'Economia i Empresa, 2022.

- GRILICHES, Zvi. **Patent statistics as economic indicators: a survey**. In: R&D and productivity: the econometric evidence. [S.l.]: University of Chicago Press, 1998. P. 287–343.
- HALL, Bronwyn H; JAFFE, Adam; TRAJTENBERG, Manuel. **Market value and patent citations**. RAND Journal of economics, JSTOR, p. 16–38, 2005.
- HARTMANN, Dominik et al. **Linking economic complexity, institutions, and income inequality**. World development, Elsevier, v. 93, p. 75–93, 2017.
- HAUSMANN, Ricardo et al. **The Atlas of Economic Complexity: Mapping Paths to Prosperity**. [S.l.]: The MIT Press, jan. 2014. ISBN 9780262317719. DOI: 10.7551/mitpress/9647.001.0001. eprint: https://direct.mit.edu/book-pdf/2269111/book_9780262317719.pdf. Disponível em: <<https://doi.org/10.7551/mitpress/9647.001.0001>>.
- HIDALGO, César et al. **The principle of relatedness**, p. 451–457, 2018.
- HIDALGO, César A. **Economic complexity theory and applications**. Nature Reviews Physics, Nature Publishing Group UK London, v. 3, n. 2, p. 92–113, 2021.
- HIDALGO, Cesar A et al. **The product space conditions the development of nations**. Science, American Association for the Advancement of Science, v. 317, n. 5837, p. 482–487, 2007.
- HIDALGO, César A; HAUSMANN, Ricardo. **The building blocks of economic complexity**. Proceedings of the national academy of sciences, National Acad Sciences, v. 106, n. 26, p. 10570–10575, 2009.
- HIRSCHMAN, Albert O. **The Strategy of Economic Development**. [S.l.]: New Haven, Conn.: Yale University, 1958.
- JAFFE, Adam B. **Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value**. American Economic Review, v. 76, n. 5, p. 984–1001, dez. 1986. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v76y1986i5p984-1001.html>>.
- KALDOR, N. **Causes of the Slow Rate of Economic Growth of the United Kingdom: An Inaugural Lecture**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1966. (University of Cambridge. Inaugural lectures). Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=Mt87AAAAMAAJ>>.
- KOGLER, Dieter F; RIGBY, David L; TUCKER, Isaac. **Mapping knowledge space and technological relatedness in US cities**. European Planning Studies, Taylor & Francis, v. 21, n. 9, p. 1374–1391, 2013.
- LE, Thai-Ha et al. **The Kuznets curve for export diversification and income inequality: Evidence from a global sample**. Economic Analysis and Policy, Elsevier BV, v. 65, p. 21–39, mar. 2020. ISSN 0313-5926. DOI: 10.1016/j.eap.2019.11.004. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eap.2019.11.004>>.

MYRDAL, Gunnar. **Economic theory and under-developed regions**. G. Duckworth London, 1957.

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*, Taylor & Francis, v. 87, n. 3, p. 237–265, 2011.

PETRALIA, Sergio; BALLAND, Pierre-Alexandre; MORRISON, Andrea. **Climbing the ladder of technological development**. *Research Policy*, Elsevier, v. 46, n. 5, p. 956–969, 2017.

PREBISCH, Raúl. **O desenvolvimento econômico da América Latina e seus principais problemas**. *Revista brasileira de economia*, v. 3, n. 3, p. 47–111, 1949.

QUEIROZ, Arthur Ribeiro; ROMERO, João Prates; FREITAS, Elton Eduardo. **Relatedness and regional economic complexity: Good news for some, bad news for others**. *Economia*, v. 25, n. 2, p. 264–288, mar. 2024. DOI: 10.1108/ECON-11-2023-0185. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/a/eme/econpp/econ-11-2023-0185.html>>.

ROMER, Paul M. **Endogenous technological change**. *Journal of political Economy*, The University of Chicago Press, v. 98, 5, Part 2, s71–s102, 1990.

ROMERO, João P; GRAMKOW, Camila. **Economic complexity and greenhouse gas emissions**. *World Development*, Elsevier, v. 139, p. 105317, 2021.

ROMERO, João P et al. **Complexity-based diversification strategies: a new method for ranking promising activities for regional diversification**. *Spatial Economic Analysis*, Taylor & Francis, p. 1–24, 2024.

ROMERO, João Prates et al. **Complexidade econômica e crescimento do PIB per capita: uma análise de diferenças-emdiferenças para os municípios brasileiros**, 2022.

ROSENSTEIN-RODAN, Paul N. **Problems of industrialisation of eastern and south-eastern Europe**. *The economic journal*, Oxford University Press Oxford, UK, v. 53, n. 210-211, p. 202–211, 1943.

SCHUMPETER, Joseph Alois. **The theory of economic development: an inquiry into profit, capital, credit, interest, and the business cycle**. [S.l.]: Oxford University Press, 1934.

SHUMWAY, Tyler. **Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model**. *The journal of business*, JSTOR, v. 74, n. 1, p. 101–124, 2001.

SILVA, Leandro; SIMÕES, Gonçalves. **Oportunidades tecnológicas e produção científica: uma análise microrregional para o Brasil**, 2004.

STOJKOSKI, Viktor; KOCH, Philipp; HIDALGO, Cesar A. **Multidimensional Economic Complexity: How the Geography of Trade, Technology, and Research Explain Inclusive Green Growth**. [S.l.], nov. 2022. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/egu/wpaper/2228.html>>.

TRAJTENBERG, Manuel. **A penny for your quotes: patent citations and the value of innovations.** The Rand journal of economics, JSTOR, p. 172–187, 1990.

VU, Trung V. **Economic complexity and health outcomes: A global perspective.** Social Science & Medicine, Elsevier, v. 265, p. 113480, 2020.

ANEXOS

Tabela 23 – Patentes por Mesorregião

Mesorregião	Total	Mesorregião	Total	Mesorregião	Total
Agreste Alagoano	70	Agreste Paraibano	1446	Agreste Pernambucano	184
Agreste Potiguar	40	Agreste Sergipano	85	Araraquara	4286
Araçatuba	348	Assis	221	Baixadas	174
Baixo Amazonas	27	Bauru	1165	Borborema	50
Campinas	12266	Campo das Vertentes	913	Central Espírito-santense	2318
Central Mineira	101	Central Potiguar	41	Centro Amazonense	987
Centro Fluminense	195	Centro Goiano	1741	Centro Maranhense	16
Centro Norte Baiano	192	Centro Norte de Mato Grosso do Sul	854	Centro Ocidental Paranaense	120
Centro Ocidental Rio-grandense	902	Centro Oriental Paranaense	1358	Centro Oriental Rio-grandense	409
Centro Sul Baiano	164	Centro-Norte Piauiense	575	Centro-Sul Mato-grossense	262
Centro-Sul Paranaense	653	Distrito Federal	2711	Extremo Oeste Baiano	42
Grande Florianópolis	3258	Itapetininga	386	Jaguaribe	53
Jequitinhonha	104	Leste Alagoano	1294	Leste Goiano	81
Leste Maranhense	34	Leste Potiguar	2038	Leste Rondoniense	213
Leste Sergipano	2627	Leste de Mato Grosso do Sul	31	Litoral Norte Espírito-santense	259
Litoral Sul Paulista	64	Macro Metropolitana Paulista	3393	Madeira-Guaporé	79

Mesorregião	Total	Mesorregião	Total	Mesorregião	Total
Marajó	18	Marília	712	Mata Paraibana	2902
Mata Pernambucana	94	Metropolitana de Belo Horizonte	12797	Metropolitana de Belém	1144
Metropolitana de Curitiba	10017	Metropolitana de Fortaleza	3708	Metropolitana de Porto Alegre	8337
Metropolitana de Recife	4230	Metropolitana de Salvador	3168	Metropolitana de São Paulo	29576
Metropolitana do Rio de Janeiro	13999	Nordeste Baiano	38	Nordeste Mato-grossense	13
Nordeste Paraense	25	Nordeste Rio-grandense	2567	Noroeste Cearense	204
Noroeste Espírito-santense	150	Noroeste Fluminense	31	Noroeste Goiano	19
Noroeste Paranaense	174	Noroeste Rio-grandense	1645	Noroeste de Minas	56
Norte Amazonense	4	Norte Catarinense	4319	Norte Cearense	15
Norte Central Paranaense	3043	Norte Fluminense	613	Norte Goiano	15
Norte Maranhense	1086	Norte Mato-grossense	108	Norte Piauiense	56
Norte Pioneiro Paranaense	135	Norte de Minas	193	Norte de Roraima	36
Ocidental do Tocantins	62	Oeste Catarinense	1276	Oeste Maranhense	192
Oeste Paranaense	1133	Oeste Potiguar	207	Oeste de Minas	976
Oriental do Tocantins	158	Pantaneais Sul Mato-grossense	28	Piracicaba	2514
Presidente Prudente	498	Ribeirão Preto	2921	Serrana	209
Sertão Alagoano	11	Sertão Paraibano	147	Sertão Pernambucano	28
Sertão Sergipano	17	Sertões Cearenses	21	Sudeste Mato-grossense	66
Sudeste Paraense	136	Sudeste Paranaense	145	Sudeste Piauiense	20
Sudeste Rio-grandense	2649	Sudoeste Amazonense	2	Sudoeste Mato-grossense	64
Sudoeste Paraense	6	Sudoeste Paranaense	357	Sudoeste Piauiense	9

Mesorregião	Total	Mesorregião	Total	Mesorregião	Total
Sudoeste Rio-grandense	133	Sudoeste de Mato Grosso do Sul	271	Sul Baiano	260
Sul Catarinense	877	Sul Cearense	49	Sul Espírito-santense	218
Sul Fluminense	497	Sul Goiano	268	Sul Maranhense	3
Sul de Roraima	6	Sul do Amapá	105	Sul/Sudoeste de Minas	1371
São Francisco Pernambucano	235	São José do Rio Preto	875	Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba	2370
Vale São-Franciscano da Bahia	83	Vale do Acre	34	Vale do Itajaí	1963
Vale do Juruá	12	Vale do Mucuri	41	Vale do Paraíba Paulista	3348
Vale do Rio Doce	736	Zona da Mata	2239		

Fonte: Elaboração própria (Dados da BADEPI)

Tabela 24 – Total de Patentes por Classe

Classe	Total	Classe	Total	Classe	Total	Classe	Total
A01	9310	A21	912	A22	253	A23	6505
A24	214	A41	428	A42	200	A43	605
A44	165	A45	688	A46	132	A47	3251
A61	28748	A62	259	A63	1871	A99	4
B01	5756	B02	337	B03	464	B04	102
B05	736	B06	39	B07	175	B08	384
B09	574	B21	464	B22	651	B23	928
B24	326	B25	539	B26	291	B27	457
B28	343	B29	2099	B30	164	B31	67
B32	991	B33	43	B41	369	B42	199
B44	179	B60	3766	B61	352	B62	1480
B63	712	B64	666	B66	596	B67	371
B68	19	B82	1777	B99	5	C01	2153
C02	2388	C03	381	C04	2034	C05	1061
C06	33	C07	8412	C08	5051	C09	2431
C10	2351	C11	1207	C12	8030	C13	306
C14	112	C21	423	C22	1132	C23	857
C25	437	C30	79	C40	35	D01	264
D02	57	D03	123	D04	176	D05	61
D06	1141	D07	24	E01	447	E02	539
E03	1013	E04	2793	E05	861	E06	483
E21	1559	F01	533	F02	1347	F03	1048
F04	949	F15	158	F16	3328	F17	310
F21	452	F22	67	F23	468	F24	1462
F25	1387	F26	364	F27	280	F28	207
F41	233	F42	56	G01	11087	G02	771
G03	350	G04	58	G05	1567	G06	6288
G07	1096	G08	1707	G09	1960	G10	355
G11	220	G12	45	G16	228	G21	185
H01	3637	H02	3039	H03	346	H04	3913
H05	1113	F99	2	G99	2	H99	4
E99	2	A99	4				

Fonte: Elaboração própria (Dados da BADEPI)