

DIVERSIFICAÇÃO DO EMPREGO DA INDÚSTRIA 4.0 NAS MICRORREGIÕES BRASILEIRAS

Melquesedeque Sage Brilhante¹ e Igor Santos Tupy²

Objetivou-se investigar a Geografia Econômica do Conhecimento da Quarta Revolução Industrial na Indústria de Transformação Brasileira a partir dos empregos formais considerados necessários. Elaborou-se indicadores de Conhecimento e Proximidade entre as Ocupações para definir efeitos na Entrada de novas especializações na Indústria 4.0 e seus transbordamentos regionais entre os períodos 2009, 2014 e 2019 nas microrregiões brasileiras. A estimação foi realizada pelo Modelo de Probabilidade Linear. Os principais resultados corroboram com a literatura: A diversificação regional da mão de obra é concentrada no eixo Sudeste-Sul, com predominância do Estado de São Paulo nos principais setores dessa indústria.

Palavras-chave: Quarta Revolução Industrial. Proximidade. Conhecimento. Especialização. Capacidades.

Área temática: 1. Economia.

Financiamento: Projeto APQ-02012-22/FAPEMIG-DU-Edital 001/2022 e Programa de Demanda Social CAPES.

¹ Mestrando em Economia pela Universidade Federal de Viçosa.

² Professor do Departamento de Economia da Universidade Federal de Viçosa.

1. INTRODUÇÃO

A produção de conhecimento, inovação e progresso tecnológico influem mudanças que contribuem para a evolução das economias. A Quarta Revolução Industrial é a última grande transformação no processo produtivo e se contrapõe à anterior ao integrar o ecossistema de maneira completa e autossuficiente a partir da digitalização de ponta a ponta, superando a automação de máquinas e processos característicos à Terceira Revolução (XU *et al.*, 2018). Quando associada à Indústria 4.0 (I4.0), esta pode ser definida como aproximação das esferas física, digital e biológica, a partir da fusão de sistemas cibernéticos e físicos (CPS), como Internet das Coisas (IoT), *big data* e inteligência artificial (BAILEY; PROPRIS, 2019). A integração de CPS mudou todo ecossistema produtivo, sobretudo a indústria de transformação, estendendo o processo intra e inter organizacional, impulsionado pela evolução da tecnologia da informação e comunicação (ICT) nos últimos anos (XU *et al.*, 2018).

Tecnologias atreladas a I4.0 disseminaram-se em áreas como cadeias globais de valor (STRANGE; ZUCHELLA, 2017), cadeias de fornecimento (GHADGE *et al.*, 2020), setor manufatureiro (CASTELO-BRANCO; CRUZ-JESUS; OLIVEIRA, 2019; DZYURDZYA *et al.*, 2022), setor automobilístico (CHENG *et al.*, 2016; CIRILLO *et al.*, 2021), engenharia elétrica, engenharia de máquinas e fabricações, engenharia médica e ICT (ARNOLD; KIEL; VOIGT, 2016), tecnologias verdes (CICERONE *et al.*, 2023).

Em observância as competências necessárias para implementação desta Indústria e sua consolidação, busca-se analisar a Geografia Econômica das habilidades do emprego formal no Brasil, essencialmente com advento da transformação digital, a partir dos seus requisitos em termos de conhecimentos cognitivos. Para tanto destaca-se que as mudanças tecnológicas modificaram o ambiente produtivo, a relação *inter* e *intra*firmas e os insumos necessários para sua produção (BAILEY; PROPRIS, 2019).

Em particular à I4.0, a pluralidade dos conhecimentos apresenta, muitas vezes, natureza tácita e não observável. Pretende-se analisar algumas de suas dimensões formais e observáveis a partir das ocupações associadas à transformação digital, pois permitem verificar uma dimensão da aplicação econômica dos conhecimentos existentes na atividade econômica formal (CORÒ *et al.*, 2021). Comumente utilizado na literatura de I4.0, as patentes evidenciam a produção de Conhecimentos 4.0 novos, como resultado dos processos de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação (BALLAND; BOSCHMA, 2021) porém não serão objeto desse estudo.

A transformação digital apresenta, por definição, uma série de requisitos em termos de conhecimentos que estão associados às tecnologias que a caracterizam. Essa base de conhecimentos está associada a capacidade de geração de novas tecnologias digitais, bem como da utilização das novas tecnologias emergentes por uma mão-de-obra industrial qualificada.

Nesse aspecto, propõe-se analisar a distribuição espacial das condições, em termos de habilidades, para a consolidação dessa indústria no Brasil. Para isso, questiona-se quais as microrregiões apresentam as bases de Conhecimento Ocupacional mais complexas. Parte-se da hipótese que regiões com elevados padrões de requisitos cognitivos e tecnológicos relativos à Indústria 4.0 tendem a ser mais Complexas em Conhecimento, e espacialmente concentradas.

Este estudo apresenta potencial de subsidiar a implementação de políticas industriais focalizadas. A discussão sobre a reindustrialização do país tem se aprofundado nos últimos anos, com um crescente entendimento de que esta deve se pautar em setores intensivos em conhecimento e inovação. Então torna-se possível traçar estratégias mais eficazes e condizentes com as bases produtivas locais por meio entendimento da Geografia Econômica dos Conhecimentos existentes.

Pretende-se analisar a Geografia Econômica e o desenvolvimento de conhecimento relativo à I4.0 nas microrregiões do Brasil para os anos 2009, 2014 e 2019. Esse período permite

a avaliação da evolução da disseminação de conhecimento, partindo-se dos dados de emprego associados às atividades dessa indústria para avaliar a entrada de Ocupações nas microrregiões brasileiras para construir indicadores do Conhecimento das microrregiões brasileiras para o conjunto de ocupações e identificar potenciais tecnológicos de desenvolvimento da Indústria 4.0 nas microrregiões.

A segunda seção remonta a uma breve apresentação das capacidades vitais a emergência e ao bom desempenho da I4.0. A terceira se refere à metodologia empregada para consolidação dos objetivos propostos. Na quarta seção são expostos os resultados da pesquisa e o debate teórico que o embasa. Por fim, a quinta seção contém as conclusões do trabalho.

2. CONHECIMENTOS E HABILIDADES NA INDÚSTRIA 4.0

A implementação da I4.0 está vinculada a existência de uma base de conhecimentos complexa, que se integre à dimensão produtiva do setor manufatureiro. O principal foco está no processo de digitalização e integração completa do ecossistema industrial digital, com soluções integradas. Sistemas ciber físicos (CPS) são a base desta indústria, pois possibilitam a interconexão do espaço virtual com o mundo real, combinando ciência de dados, modelos analíticos e inteligência artificial que, em tempo real, analisam os sistemas e processos das máquinas, otimizando o processo de fabricação, distribuição, serviço e manutenção (XU *et al.*, 2018).

A I4.0 solicita habilidades laborais ligadas a tarefas de caráter altamente técnico, bem como habilidades que impactam os desempenhos pessoais, como gestão, cooperação, gerenciamento pessoal e demais fatores de convívio humano. Ao mesmo tempo exige evolução das habilidades que não possam ser facilmente substituídas por tecnologias I4.0, como inteligência artificial (BONGOMIN *et al.*, 2020).

O trabalho norteador investigou a diversificação industrial e tecnológica a partir do *relatedness* e complexidade. Para tanto, os autores utilizaram dados de patentes e setores econômicos nos períodos 2006-2010, 2011-2015 e 2016-2019 – patentes estas consideradas capazes de gerar alto retorno econômico e alto valor estratégico – e modelo de probabilidade linear para estimação econométrica. Os resultados indicam que quanto maior o *relatedness* de uma região num determinado setor, maior a probabilidade dessa região desenvolver uma especialização neste setor num período futuro, ao passo que a complexidade de um setor afeta positivamente a probabilidade de as regiões mais complexas desenvolverem uma nova especialização e negativamente a probabilidade de regiões menos complexas. Não obstante quanto maior a complexidade de uma tecnologia menor a probabilidade dessa tecnologia entrar em regiões de baixa complexidade, sendo o inverso válido para regiões de elevada complexidade (FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022).

De modo geral, países em desenvolvimento têm dificuldade para obter transferência de conhecimento (PETRALIA *et al.*, 2017), fundamental para produção de tecnologias atreladas a I4.0. Seguindo esta perspectiva, tais tecnologias estão dispostas nos contornos do espaço do conhecimento, o que indica que sua produção depende de fundamentos menos genéricos, isto é, na fronteira do saber (BALLAND; BOSCHMA, 2021). Nesse sentido, é crucial o entendimento da geração e difusão do conhecimento entre os agentes econômicos. Essa discussão tem sido amplamente debatida pelas Abordagens da Complexidade Econômica (HIDALGO *et al.*, 2007; HIDALGO; HAUSMANN, 2009) e pelas perspectivas evolucionárias focadas na Complexidade Tecnológica (BALLAND *et al.*, 2019; BALLAND; BOSCHMA, 2021; BALLAND; RIGBY, 2016; BOSCHMA, HEIMERIKS; BALLAND, 2014).

O debate sobre digitalização e automação ganhou forças nos últimos anos. Por exemplo, Frey e Osborne (2013, 2017) investigaram a informatização, definida por automação de trabalho por um equipamento controlado por computação, e ranquearam 702 ocupações pelos requisitos de habilidades, capacidades e conhecimentos que estas possuem. Os autores estimam que

47% do percentual dos empregos dos Estados Unidos tem elevado risco de automação, ocorrendo a partir de uma primeira leva de informatização, impulsionada na mão de obra de transporte, logística, produção, escritório e apoio administrativo. O processo de substituição nos transportes e logística são amplificados pelo custo-benefício na produção dos carros automáticos, sobretudo pelos custos decrescentes de sensores avançados, ao passo que os ganhos na produção advêm do processo natural de informatização na indústria manufatureira. Quanto ao emprego administrativo, os algoritmos de *big data* ingressaram no acesso e armazenamento de informações (FREY; OSBORNE, 2013, 2017), bem como computação em nuvem e Internet das Coisas. A segunda onda apontada pelos autores depende da evolução das tecnologias para contemplar capacidades atreladas às ocupações com elevada heurística humana e desenvolvimento de ideias e artefatos, pois estas têm baixo risco de informatização. As habilidades atreladas a estas ocupações são belas artes, originalidade, negociação, persuasão, percepção social, assistência e cuidado com os outros. São exemplos engenheiros, cientistas, artistas, executivos.

Em sentido concomitante, análise para o Brasil aponta que 54,45% do total de empregos formais apresentava probabilidade de automação alta e muito alta em 2017, ao passo que previsões até 2046 consentem de igual modo (ALBUQUERQUE *et al.*, 2019). Os autores sugerem duas possibilidades: ou as firmas continuam com o mesmo volume de empregados ou as empresas abarcariam a automação, levando a risco 30 milhões de ocupações até 2026, sendo este o cenário mais provável. Isso implicaria em claros problemas ao governo, pois dependeria de qualificar trabalhadores, sobretudo àqueles de menor conhecimento e, ainda assim, os autores enfatizam que as empresas investem em novas tecnologias a depender do preço relativo capital-trabalho no processo produtivo (ALBUQUERQUE *et al.*, 2019).

Como observado por Adamczyk, Ehrl e Monasterio (2023), as habilidades dos trabalhadores estão relacionadas com as variações da mão de obra na economia. Os autores relatam que, de 2013 a 2018, trabalhadores de qualificação média exibiram as maiores perdas relativas de emprego, ao passo que tais perdas estão atreladas às remunerações médias, não aos salários extremos, e estes trabalhadores tendem a usar ainda mais habilidades cognitivas não rotineiras. Essa proximidade entre transição do emprego e habilidades dos trabalhadores pôde ser visível para diferentes tipos de habilidades de trabalhadores.

Por natureza todas as habilidades são necessárias para o desenvolvimento da Indústria 4.0 pois une as tecnologias e aplicações outrora separadas. Isto implica que ao mesmo tempo que tecnologias dessa indústria modificam a demanda por trabalho, a adaptação dessas capacidades torna-se essencial para manutenção do capital humano nas novas exigências impetradas.

A recombinação e transferência de conhecimento é dependente do tempo e do espaço. Inovações e tecnologias não surgem aleatoriamente na economia, estas necessitam de requisitos prévios de conhecimento que possibilitem a disseminação e produção de novas ideias (BALLAND, 2016). Reconhecendo a existência da complexidade do conhecimento, investigações sobre a dinâmica do conhecimento suscitaram a relevância da proximidade cognitiva, o *relatedness*, na entrada e saída de novas tecnologias nos processos econômicos (BOSCHMA; BALLAND; KOGLER, 2015; ESSLETZBICHLER, 2013). O *relatedness* reflete a probabilidade de um local desenvolver uma atividade econômica dada a produção de atividades relacionadas na mesma região. O fenômeno de *relatedness* tecnológico e diversificação regional não é novo, porém ascendeu no debate teórico quanto a seu uso com produção de análises baseadas em bancos de dados de grande escala (PINHEIRO; BALLAND; BOSCHMA; HARTMANN, 2022; WHITTLE; KLOGER, 2019).

O conhecimento depende de uma dinâmica de agentes diversos numa perspectiva espaço-temporal complexa e não linear, a vista disso, novos conhecimentos advêm de algum conhecimento precedente (BALLAND, 2016). Considerando que dois bens são relacionados pois requisitam fatores parecidos, como instituições, infraestrutura, espaço físico e tecnologia, então eles tendem a ser produzidos em conjunto, ao passo que para produtos diferentes a tendência é

muito menor. Como o conhecimento é baseado em similaridades e diferenças de modo que diferentes tipos de conhecimentos podem ser usados, então quando um tipo de conhecimento é substituto para outro – ou quando demandam as mesmas capacidades e habilidades – então estes partilham relação ou proximidade no espaço de conhecimento, isto é, *relatedness* (BALLAND *et al.*, 2019; HIDALGO *et al.*, 2007). O *relatedness* pode partir de uma abordagem hierárquica, pela ocorrência simultânea de dois agentes no mesmo portfólio – uma relação entre classes tecnológicas – ou pela similaridade dos recursos utilizados (WHITTLE; KLOGER, 2019). Agentes econômicos possuem capacidades diferentes que impactam a possibilidade produtiva da economia que estão inseridos. Considerando que essas capacidades, habilidades, capital humano e experiência podem ser resumidos a conhecimento, é notório que este é heterogêneo entre agentes e altamente dependente do espaço. Estes contrastes na base de conhecimento levam a distintos níveis de proximidade e distância cognitiva entre os agentes que impacta diretamente a transferência de conhecimento (BALLAND, 2016; BALLAND; RIGBY, 2017; HIDALGO *et al.*, 2007; HIDALGO; HAUSMANN, 2009). Diferentes indivíduos possuem diferentes habilidades que podem ser mais ou menos necessárias, exclusivas e difíceis de replicar para a produção de bens e serviços.

A conjunção de vários domínios de conhecimentos com elevada dificuldade para replicação leva à formação de estruturas produtivas que não podem ser copiadas indistintamente por todas as nações (HIDALGO *et al.*, 2007; HIDALGO; HAUSMANN, 2009). Países diversificados tendem a exportar produtos com menor ubiquidade, isto é, mais exclusivos, que não são produzidos em todos os territórios. A diversidade de um país aumenta com a quantidade de capacidades que possui, ao passo que a ubiquidade está negativamente relacionada às capacidades disponíveis. Além disso países mais diversificados produzem produtos mais complexos. A habilidade de um país inovar é limitada ao seu espaço de capacidades que, por sua vez, depende das capacidades existentes e das novas que podem ser acrescentadas. A medida que o *gap* entre os países aumenta, dada a evolução da complexidade de um deles, mais capacidades precisam ser assimiladas para produção na fronteira do conhecimento (HIDALGO; HAUSMANN, 2009).

O espaço de conhecimento modela o processo de especialização ou diversificação a partir da hipótese de que a diversificação é estilizada e dependente da trajetória, contrapondo a vertente econômica que coloca como processo aleatório. Comumente usa informação de ocorrência de patentes de classes tecnológicas de modo que tecnologias que partilham fator essencial em comum estão mais próximas no espaço de conhecimento – fator essencial que é definido pela complexidade envolvida na produção do bem. O espaço do conhecimento considera que, caso dois produtos sejam produzidos conjuntamente, então estes partilham dos mesmos conhecimentos necessários. Duas tecnologias quaisquer, A e B, serão relacionadas se forem produzidas em conjunto nas regiões, o que implica que requerem os mesmos requisitos estruturais, institucionais, capacidades, habilidades e afins.

Estudos comprovam a espacialidade do conhecimento. Por exemplo, para as áreas metropolitanas dos Estados Unidos, identificou-se relação inversa entre citação de patentes – *proxy* de conhecimento – e distância geográfica. De modo antagônico observaram que a probabilidade de citação de patentes mais complexas diminui à medida que o potencial inventor está na localidade da mesma patente a ser citada (BALLAND; RIGBY, 2016). Para a Europa foi observado que a produção de tecnologias I4.0 está intrinsecamente ligada a região e categoria tecnológica, sobretudo concentrado na Alemanha, França e Reino Unido (BALLAND; BOSCHMA, 2021). Tais tecnologias partilham características adjacentes que propiciam similaridade produtiva.

Fatos espaciais como especialização, aglomeração e diversificação urbana comprovam a concentração e dependência espacial das patentes, *proxy* fortemente atrelada a I4.0. As regiões Sudeste e Sul do Brasil indicam padrões espaciais em microrregiões pelo maior quantitativo de

registro de patenteamento, bem como estão circunvizinhas por microrregiões que partilham da mesma habilidade. O extremo seriam os casos de microrregiões que não registram patentes, mas estão cercadas por aquelas que o fazem, o que é observado em microrregiões que não fazem parte dos grandes centros de pesquisa, mas estão ao lado destes. De modo antagônico as regiões Norte e Nordeste têm microrregiões que apresentam padrão contrário, isto é, baixo patenteamento interno e entre os vizinhos (vale ressaltar que algumas microrregiões de Minas Gerais partilham de tal característica). Em última instância há ocorrência de elevado patenteamento numa microrregião com os vizinhos apresentando registro baixo ou nulo (ARAÚJO; GARCIA, 2019; GONÇALVES; ALMEIDA, 2009).

Faz-se necessário ressaltar que algumas tecnologias são mais correlacionadas que outras, sobretudo ao considerar o espaço (BALLAND; BOSCHMA, 2021; CORRADINI *et al.*, 2021). A investigação da geografia da I4.0 na Europa no período 2000-2014 a partir de dados sobre patentes de classes tecnológicas retratou a relevância de acumulação de capacidades tecnológicas, *relatedness*, pesquisa tecnológica e proximidade espacial na difusão da I4.0 (CORRADINI; SANTINI; VECCIOLINI, 2021). Neste sentido, destaca-se que o desenvolvimento de I4.0 nas regiões europeias pode ser facilitado pelo financiamento e centralidade de rede, que, por sua vez, favorece o acúmulo de recursos humanos e físicos que contribuem positivamente no espraiamento e interconectividade do conhecimento (MUSCIA; CUFFOLILLI, 2020).

A substitutibilidade capital humano e físico fora amplificada pelo processo de informatização do trabalho (FREY; OSBORNE, 2013; FREY, OSBORNE, 2017), sobretudo com avanço da I4.0 e no mundo pós-pandêmico. Apesar de a substituição do trabalho pelo capital não ser característica da Quarta Revolução Industrial, ocorreu ênfase devido ao caráter de autossuficiência e independência objetivado pela I4.0 e vislumbrado em tecnologias como inteligência artificial. Outrossim 9% do emprego dos países membros da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) são passíveis de elevado risco de automação, que varia a depender do nível educacional dos trabalhadores, especificidade do trabalho e país. Por exemplo, Coréia do Sul apresenta cerca de 6%, o Japão aproximadamente 7%, os Estados Unidos 9%, ao passo que se destacam negativamente Áustria, Alemanha, Espanha, Eslováquia e Reino Unido com alto risco acima de 10%. Ao considerar o nível educacional dos países da OCDE, indivíduos que não concluíram a primeira parcela do ensino fundamental tem risco avaliado em aproximadamente 40% (ARNTZ; GREGORY; ZIERAHN, 2016). O risco é substancialmente elevado ao considerar a educação dos indivíduos – 45% para baixo nível educacional e 35% educação média. Os homens (cerca de 35%) deverão ser mais afetados do que as mulheres (aproximadamente 26%). O mesmo desafio é enfatizado para outras economias, como Índia (MEHTA e AWASTHI, 2019), México (RAMOS, GARZA-RODRÍGUEZ e GIBAJA-ROMERO, 2022), África do Sul (CHIGBU e NEKHWEVHA, 2021) e Itália (CIRILLO *et al.*, 2021).

3. METODOLOGIA

Para modelar a progressão à Quarta Revolução Industrial das Indústrias Regionais de transformação no Brasil, entende-se que a consolidação de Indústria 4.0 consiste no processo de conversão da base de conhecimentos de um setor, numa dada região, num dado período, de tal forma que este passe a especializar em funções que demandem habilidades, capacidades e conhecimentos compatíveis com a Quarta Revolução Industrial.

Assim, compreende-se como uma condição necessária – não necessariamente uma condição suficiente – para a transformação das indústrias em 4.0, a entrada sistemática de trabalhadores que carreguem consigo os conhecimentos intrínsecos no desempenho de funções compatíveis com as dimensões de operação dos sistemas cibernéticos e físicos (CPS), como Internet

das Coisas (IoT), *big data* e inteligência artificial (BAILEY; PROPRIS, 2019). Para isso, o arcabouço metodológico do trabalho parte da modelagem padrão da literatura recente que analisa a diversificação tecnológica nas economias regionais (BALLAND *et al.*, 2019; BALLAND; BOSCHMA, 2021; BOSCHMA; BALLAND; KOGLER, 2014; BOSCHMA; HEIMERIKS; BALLAND, 2014; FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022 e 2024; NEFFKE; HENNING; BOSCHMA, 2011).

A seleção das ocupações associadas a tais conhecimentos torna-se possível com a disseminação do Quadro Brasileiro de Qualificações (QBQ), publicado pela Secretaria do Trabalho, do Ministério do Trabalho e Emprego, que permite que esta metodologia apresente seu primeiro elemento de contribuição devido sua recente divulgação e, conseqüentemente, insólito uso na literatura (QBQ, [2021]).

O QBQ apresenta nível de qualificação da ocupação a partir dos conhecimentos, habilidades e atitudes empregadas nesta, conforme apresentado na Tabela 1. Os conhecimentos, principal objeto de estudo do presente trabalho, são divididos em dois grupos. O Grupo I comporta ocupações qualificadas nos níveis 1 a 5 e são hierarquizados em 2 domínios, 23 áreas, 238 campos e 1.558 conhecimentos, ao passo que o Grupo II adequa os níveis 6 a 8 e estão dispostos em 9 áreas, 94 campos, 450 conhecimentos, 1.075 elementos do conhecimento³. Cada conhecimento é avaliado por três questões, a saber: i. grau de **profundidade** do conhecimento mobilizado; ii. grau de **frequência** do uso diário; iii. grau de **importância** do conhecimento para o desempenho da ocupação. E são ordenadas de 1 a 5, representando respectivamente muito(a) pequeno(a), pequeno(a), médio(a), grande e muito grande. Ressalta-se que para Habilidades considera-se frequência e importância, enquanto para Atitudes somente a importância (QBQ, [2021]).

Tabela 1. Níveis de Ocupação

Nível	Conhecimento	Habilidade	Atitude	Demanda de formação profissional
1	conhecimentos gerais e conceitos associados a tarefas simples, que requerem habilidades básicas e que são executadas sob supervisão direta			
2	conhecimentos gerais, conceitos tecnológicos básicos e habilidades de profundidade restrita, para executar tarefas e resolver problemas simples e correntes, sob supervisão de rotina, com autonomia e responsabilidade limitadas			Qualificação profissional
3	conhecimentos especializados, fundamentos tecnológicos e habilidades para executar tarefas e resolver problemas de complexidade intermediária, sob supervisão geral			
4	conhecimentos, conceitos e procedimentos técnicos, habilidades e princípios de gestão para resolver problemas específicos, gerenciar atividades e supervisionar o trabalho de rotina de terceiros			Educação profissional técnica de nível médio

³ O QBQ alerta que os números indicados se elevam à medida que as ocupações são analisadas. Pelos microdados, o Grupo I apresenta 19.812 conhecimentos, enquanto o Grupo II registra 5.656 elementos do conhecimento.

5	conhecimentos gerais abrangentes, especializados e teóricos além de habilidades para conceber soluções criativas aos problemas específicos, gerenciar ações e avaliar resultados do desempenho de terceiros	Educação profissional tecnológica de graduação e pós-graduação
6	conhecimentos aprofundados de uma área, com compreensão crítica de teorias e princípios, além de habilidades para conceber soluções criativas e inovadoras na resolução de problemas complexos, gerenciar ações ou projetos, avaliar e propor desenvolvimento profissional de terceiros	
7	conhecimentos altamente especializados e de vanguarda, além de habilidades para desenvolver novos conhecimentos na resolução de problemas complexos e imprevisíveis ligados à investigação e à inovação, assim como gerenciar e transformar contextos de trabalhos complexos, com novas abordagens estratégicas	Educação Superior (exceto Educação Profissional Tecnológica)
8	conhecimentos de ponta na vanguarda de uma área e na interligação entre áreas, além de habilidades complexas e altamente especializadas, para alargar fronteiras do conhecimento, assim como investigar e inovar na resolução de problemas críticos e soluções práticas	

Fonte: QBQ, [2021].

A seleção das 1.048 ocupações, denominadas de agora em diante Ocupação 4.0 ou Ocupação Digital, partiu dos conhecimentos e elementos do conhecimento associados à I4.0 selecionados a partir da proximidade com a temática analisada (FLORES; XU; LU, 2020; OSTMEIER; STROBEL, 2022; PINZONE *et al.*, 2017) para o nível médio (isto é, 3) de profundidade, frequência e importância. A escolha do nível médio se deu pela consideração de um limiar que permita captar paradigmas do Capital Humano 4.0 sem prejuízo a qualidade da pesquisa.

Ressalta-se que existe uma ponderação para que conhecimentos gerais ou transversais demonstrem profundidade inferior àqueles de formação específica ou técnico-profissional, que requerem camada de profundidade maior nas atividades realizadas – como observado pelo QBQ, conhecimentos em técnicas, ferramentas, artefatos, utensílios ou equipamentos e outras singularidades tendem à nível de profundidade maior do que os conhecimentos de formação geral ou transversal. Todavia um conhecimento, mesmo que profundo, será atenuado caso tenha baixa frequência e ínfima importância, ao passo que caso a importância seja elevada, mesmo que o conhecimento seja esporádico (de baixa frequência), então este conhecimento poderá ser classificado como crucial para aquela ocupação. Por conseguinte, pode ocorrer de ocupações úteis à I4.0 serem retidas da base de dados por estarem com conhecimentos abaixo do ínfimo preestabelecido. Ademais, determinadas ocupações têm caráter próprio de atuação e, como o objetivo do QBQ é descrever as condições necessárias para exercício do desempenho da ocupação, conforme CBO, não há senso em qualificá-las. São exemplos patentes militares (seguem regras hierárquicas próprias das corporações) e cargos políticos (eleição popular e/ou nomeação/aprovação individual e/ou colegial) (QBQ, [2021]).

A partir das dimensões ocupacionais pôde-se analisar o processo de aquisição de capacidades atreladas à Indústria 4.0 e a respectiva distribuição espacial. A geografia da produção do conhecimento fora representada por uma matriz n por k , que resulta numa rede

entre espaço e conhecimento. A análise espacial se deu para a denominada Indústria Regional, isto é, as ocupações dispostas nos grupos da Indústria de Transformação desagregados na Classificação Nacional de Atividades Econômicas a nível microrregional. A escolha do nível de Indústrias Regionais consiste em um segundo diferencial deste trabalho. Parte-se do entendimento de que os processos de aquisição de conhecimento são bastante particulares para setores e regiões, de forma integrada. Assim, um movimento em direção à Indústria 4.0 na indústria de Máquinas e Equipamentos na região de Campinas não implica que o mesmo movimento seja feito por indústrias do setor localizadas na Zona Franca de Manaus. Tampouco esse movimento pode ser considerado como homogêneo em todos os setores da Indústria de Transformação da região paulista. Desta maneira, trazer as Indústrias Regionais, com suas idiossincrasias em termos de setor e região, permite uma análise mais completa do processo de inserção nas tecnologias 4.0.

Formalmente $M = (M_{c,i})$, onde $M_{c,i}$ retrata se uma Indústria Regional c ($c = 1, \dots, n$) tem Vantagem Comparativa Revelada (RCA) na produção da Ocupação 4.0 i ($i = 1, \dots, k$), no período t ($t = 2009, 2014, 2019$) o que ocorrerá caso c produza mais de i do que a média de todo o portfólio. Designando x as Ocupações 4.0 produzidas, então:

$$RCA_{c,i,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } \frac{x(c,i,t)}{\sum_{it} x(c,i,t)} / \frac{\sum_{ct} x(c,i,t)}{\sum_{c,i,t} x(c,i,t)} \geq 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (1)$$

Em consonância com a literatura sobre diversificação tecnológica (BALLAND; BOSCHMA, 2021; FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022 e 2024), a expansão da I4.0 nas Indústrias Regionais Brasileiras será entendida como uma diversificação tecnológica em capacidades relacionadas às habilidades 4.0. Uma região se diversifica em um novo domínio produtivo (setor, campo tecnológico ou, como neste caso, ocupação) quando passa a apresentar Vantagem Comparativa Revelada no mesmo entre dois períodos. Isso significa dizer que essa ocupação passou a compor o portfólio de conhecimentos nas quais essa indústria é especializada.

Este processo será operacionalizado a partir da variável binária $entrada_{r,i,t,c}$, definida como:

$$entrada_{r,i,t,c} = \begin{cases} 1, & \text{se } RCA_{c,i,t-5} = 0 \quad \text{e } RCA_{c,i,t} = 1 \\ 0, & \text{se } RCA_{c,i,t-5} = 0 \quad \text{e } RCA_{c,i,t} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

Desta forma, o universo da pesquisa é composto por todas as Ocupações que não faziam parte do portfólio nas quais uma Indústria Regional era especializada no período anterior ($t - 5$), conforme utilizado por demais estudiosos (BALLAND; BOSCHMA, 2021; FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022 e 2024). Aquelas Ocupações que compunham a base de conhecimentos especializados do setor, em cada região, não fazem parte da modelagem.

O índice $\gamma_{i,t}$ concatena a diversidade das microrregiões e ubiquidade do Conhecimento que possuem. A diversidade (D) é definida a partir do grau de centralidade das microrregiões ($K_{c,0}$), isto é, o número de Ocupações 4.0 em que cada Indústria Regional possui vantagem:

$$D = K_{c,0} = \sum_i M_{c,i} \quad (2)$$

Concomitantemente, a ubiquidade (U) é dada pelo grau de centralidade das ocupações ($K_{i,0}$), ou seja, as Indústrias Regionais que possuem vantagem em determinada Ocupação 4.0:

$$U = K_{i,0} = \sum_c M_{c,i} \quad (3)$$

Assim, a Complexidade do Conhecimento é definida por:

$$\gamma_{i,t} = \frac{1}{UD} \sum_j M_{c,i} \sum_i M_{c,i} \gamma_{i,t} \quad (4)$$

Propõe-se a estimação da Complexidade do Conhecimento para duas frentes, uma que capture as vantagens das Ocupações 4.0, designada $\gamma_{i,t}^o$, enquanto outra capturará o desempenho regional, $\gamma_{i,t}^r$, aqui considerado o setor da indústria de transformação na microrregião. Ao utilizar as Complexidades no modelo de diversificação regional, pressupõe-se que Conhecimentos têm pesos diferentes para difusão do processo produtivo, tanto no quesito espacial quanto da aptidão da mão de obra.

O *relatedness* entre dois produtos é medido pelo mínimo entre as probabilidades condicionais de uma Indústria Regional apresentar um conhecimento na I4.0 dado que este já obtém outro conhecimento similar (HIDALGO *et al.*; 2007). De modo geral, o *relatedness* é definido como:

$$\varphi_{i,j} = \min\{P(RCAx_i|RCAx_j), P(RCAx_j|RCAx_i)\} \quad (5)$$

Por conseguinte, a densidade do *relatedness* é:

$$densidade_relatedness_{r,i,t} = \frac{\sum_{j \in r, j \neq i} \varphi_{ij}}{\sum_{j \neq i} \varphi_{ij}} * 100 \quad (6)$$

A captura do potencial de cada microrregião na I4.0 partiu da densidade do *relatedness*. Quanto maior a densidade do *relatedness*, mais próximas as ocupações estão da I4.0 (BALLAND; BOSCHMA, 2021), o que pode indicar necessidade de tais ocupações para a ascensão de tecnologias 4.0 na Indústria Regional. Enquanto a Complexidade surge em alguns trabalhos em que este estudo está embasado, a densidade do *relatedness* é vasta no dinamismo de Entrada (BALLAND; BOSCHMA, 2021; BALLAND *et al.*, 2019; BELMARTINO, 2022; CICERONE *et al.*, 2023; FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2023; LAFFI; BOSCHMA, 2021; SANTOALHA; CONSOLI; CASTELLACCI, 2021).

A variável a ser investigada pelo presente estudo será a probabilidade da *entrada* de uma Ocupação 4.0 numa Indústria Regional, tendo como variáveis de interesse a densidade do *relatedness* e a Complexidade do Conhecimento da Indústria Regional e da Ocupação.

$$\begin{aligned} entrada_{r,i,t,c} = & \beta_1 densidade_relatedness_{r,i,t,c} + \beta_2 densidade_relatedness_4.0_{r,i,t,c} \\ & + \beta_3 \gamma_{i,t} + \beta_n controles_{r,i,t,c} + \alpha_r + \delta_i + \rho_t + \sigma_c + \varepsilon_{r,i,t,c} \end{aligned}$$

Propõe-se modelos de probabilidade com distribuição linear (MPL) com múltiplos efeitos fixos para captação da entrada de novas especialidades na Indústria Regional. A escolha do MPL para estimação do modelo de escolha binária frente àqueles com probabilidade normal ou logística se justifica pelo viés ou inconsistência que pode surgir nos modelos *probit* e *logit* com elevado número de variáveis *dummy* (GREENE, 2008), além do intenso consumo de tempo e poder de processamento computacional. A elevada quantidade de variáveis binárias é resultado da inserção no modelo dos múltiplos efeitos fixos – por região, setor, período e ocupação. Essa inserção busca controlar o estimador para os diversos efeitos não-observados, mas que são constantes para cada uma dessas características. Nesse sentido, o MPL é amplamente utilizado na literatura de complexidade e *relatedness* (APOSTAL; HERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, 2023; BAHAR *et al.*, 2019; BALLAND; BOSCHMA, 2021; BOSCHMA; CAPONE, 2015; BOSCHMA *et al.*, 2023; CICERONE *et al.*, 2023; DONOSO; MARTIN, 2016; FRANÇOSO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022; HERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ *et al.*, 2023; LI; HEIMERIKS; ALKEMADE, 2020; XIAO; BOSCHMA; ANDERSSON, 2018).

O método parte de um modelo MQO através de um algoritmo para transformação em um estimador linear *within* generalizado para múltiplas variáveis categóricas, proposto por Gaure (2013), em uma abordagem similar às soluções encontradas para estimação nos modelos de dados em painel com efeitos fixos. A estimação eficiente, nesse contexto, é realizada com base em Bergé (2018), e operacionalizada através do pacote “fixest” no software estatístico R.

Caso uma região seja identificada com RCA na atividade laboral i no período $t - 5$, então a observação é removida da análise posterior pois uma mesma ocupação não pode surgir na região caso exista previamente. Caso a região não tenha RCA na ocupação i em $t - 5$ porém o tenha em t , então a variável de interesse assume valor 1, do contrário o valor assumido é 0. O modelo é especificado com quatro efeitos-fixos (Indústria, Região, Ocupação e Período) e $\varepsilon_{r,i,t,c}$ representa o resíduo.

3.2. Variáveis e fonte de dados

O Quadro 1 apresenta os dados utilizados na presente pesquisa, coletados para os anos 2009, 2014 e 2019 possibilitando averiguar variações nas ocupações em períodos de mudanças estruturais.

Variáveis	Dados	Descrição das variáveis	Sinal esperado	Fonte
<i>entrada</i>	Entrada da Ocupação 4.0 na Indústria Regional			Estimação própria
<i>densidade_relatedness</i> e <i>densidade_relatedness_4.0</i>	Conforme equação (6) para todas as Ocupações e as Ocupações 4.0	Densidade do <i>Relatedness</i> das Indústrias Regionais	+	Estimação própria
γ^r e γ^o	Conforme equação (4) respectivamente para Indústrias Regionais e Ocupações	Complexidade do Conhecimento	-	Estimação própria
<i>AltaTec</i>	Intensidade tecnológica	Alta Intensidade em Pesquisa e Desenvolvimento (tendo por base Média Alta e Média intensidade)	+	MORCEIRO (2019).
<i>AltaMediaTec</i>	Intensidade tecnológica	Alta e Média Intensidade em Pesquisa e Desenvolvimento (tendo por base Média intensidade)	+	MORCEIRO (2019).
<i>densidade_internet</i>	Acesso de banda larga	Número total de acessos de banda larga fixa dividido pela população	+	Base dos Dados
<i>pibpc</i>	Produto Interno Bruto <i>per capita</i>	PIB <i>per capita</i> a preços de 2009	+	IPEA
<i>populacao</i>	População microrregional	População microrregional	+	Base dos Dados
<i>vab_industria</i>	Valor Agregado Bruto da Indústria	Participação do valor adicionado bruto a preços correntes da indústria no valor adicionado bruto a preços correntes total	+	IBGE-SIDRA

<i>vab_servicos</i>	Valor Agregado Bruto dos Serviços	Participação do valor adicionado bruto a preços correntes do serviço no valor adicionado bruto a preços correntes total	+	IBGE-SIDRA
<i>patentepc</i>	Patentes <i>per capita</i>	Número de depósitos de patentes de invenção por microrregião para os últimos cinco anos (2010 a 2014 e 2015 a 2019) <i>per capita</i>	+	Instituto Nacional da Propriedade Industrial
<i>idh</i>	Índice de Desenvolvimento Humano	Média do agregado microrregional do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal	+	Base dos Dados

A escolha das variáveis controle deu-se por parte da literatura levantada, defasadas em um período (5 anos), ao nível microrregional. A variável de interesse é a densidade do *relatedness*, conforme Balland e Boschma (2021), bem como averiguação da Complexidade do Conhecimento da Indústria Regional na difusão da especialização no emprego da I4.0, pois a entrada de novas **Ocupações 4.0 depende da medida de transbordamento do conhecimento utilizado na indústria local.**

O produto interno bruto (PIB) *per capita* (log), a participação da Indústria no Valor Adicionado Bruto e a participação dos Serviços no Valor Adicionado Bruto adequaram-se para verificar possíveis efeitos entre regiões com maior acesso a renda e/ou mais desenvolvidas. Mesmo que as variáveis de Complexidade corroborem para análise de desenvolvimento, fatores de desigualdade social merecem uma reflexão maior no que concerne a produção de novos conhecimentos – no presente caso, ascensão regional de Ocupações 4.0. Nesta mesma ideia são adicionados os controles população estimada (log) e Índice de Desenvolvimento Humano Municipal, este último sendo a média para a microrregião. Por fim, três controles são alocados para captação de efeitos de base tecnológica, cerne da Indústria analisada: Depósitos de patentes de invenção *per capita* (log), Intensidade Tecnológica e Densidade da Banda Larga.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O enfoque do presente trabalho é a estimação da probabilidade do surgimento de uma nova especialização em Ocupação Digital da Quarta Revolução Industrial em algum setor da Indústria de Transformação numa microrregião brasileira. Todavia aquelas regiões que não apresentarem surgimento de especialização, em nenhum dos períodos, servirão de base para a probabilidade estimada. A tabela 2 apresenta as principais estatísticas da pesquisa. A unidade de observação neste trabalho é a ocupação presente de forma especializada ($RCA > 1$), ou não, em cada indústria regional brasileira – aqui identificada como um grupo específico da CNAE 2.0 presente em uma microrregião do Brasil. Essa combinação resulta em um universo de dezenas de milhões de unidades observacionais possíveis.

Tabela 2. Estatísticas descritivas da Entrada de Ocupações 4.0

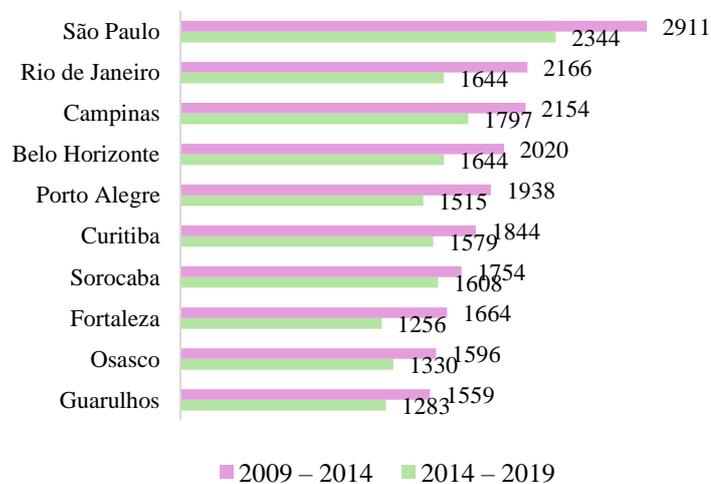
Estatística	Observações	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
<i>entrada</i>	47847584	0	0	0	1
<i>densidade_relatedness</i>	43774812	1	3	0	100

<i>densidade_relatedness_4.0</i>	38479444	2	4	0	100
γ^r	39481344	0	0	0	1
γ^o	42151644	0	0	0	0
<i>populacao</i>	47960808	553738	1297510	2884	14597964
<i>vab_industria</i>	48289248	22	12	2	80
<i>vab_servicos</i>	48289248	43	11	9	87
<i>patente</i>	44496480	72	315	0	4270
<i>idh</i>	48289248	1	0	0	1
<i>pibpc</i>	47960808	16	11	3	182
<i>densidade_internet</i>	47960808	0	0	0	0
<i>AltaTec</i>	48289248	0	0	0	1
<i>AltaMediaTec</i>	48289248	0	0	0	1

Fonte: Elaboração própria

Em ambos os períodos São Paulo foi o estado com maior número de entradas de Ocupações 4.0, seguido por Minas Gerais, Paraná, Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Rio de Janeiro. Juntos, os seis Estados concentraram 69,01% do surgimento de mão de obra especializada na I4.0 de 2009 a 2019. A Figura 2 reitera a concentração da mão de obra da I4.0 no eixo Sul-Sudeste. Observa-se que metade do *ranking* de entrada é formado por microrregiões paulistas: São Paulo, Campinas, Sorocaba, Osasco e Guarulhos. As cinco contemplaram a entrada de 9.974 ocupações no primeiro período e 8.362 no segundo.

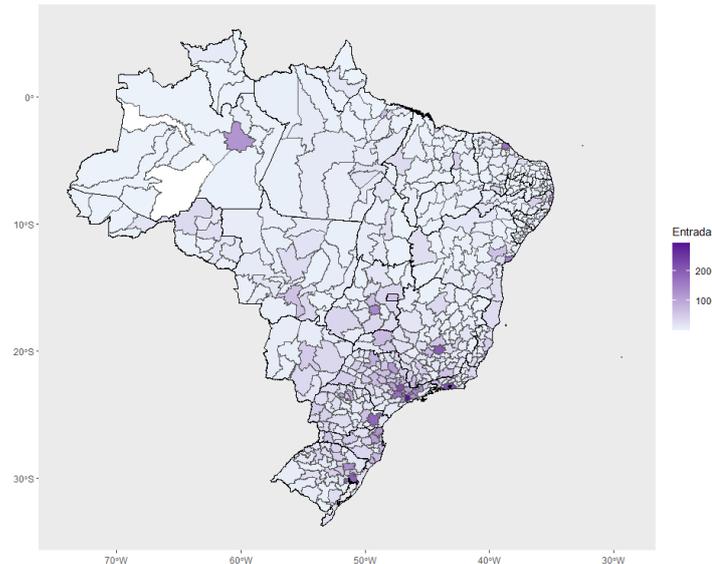
Figura 1 – Microrregiões brasileiras com mais Entradas de Ocupações 4.0



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da RAIS

A Figura 3 exacerba a concentração espacial nas capitais do Sudeste e Sul, com menor proeminência para Vitória e Florianópolis. Além das citadas, destacam-se Salvador, Recife no Nordeste, Goiânia, Anápolis e Brasília no Centro-Oeste e Manaus e Belém no Norte, a primeira devido a Zona Franca de Manaus.

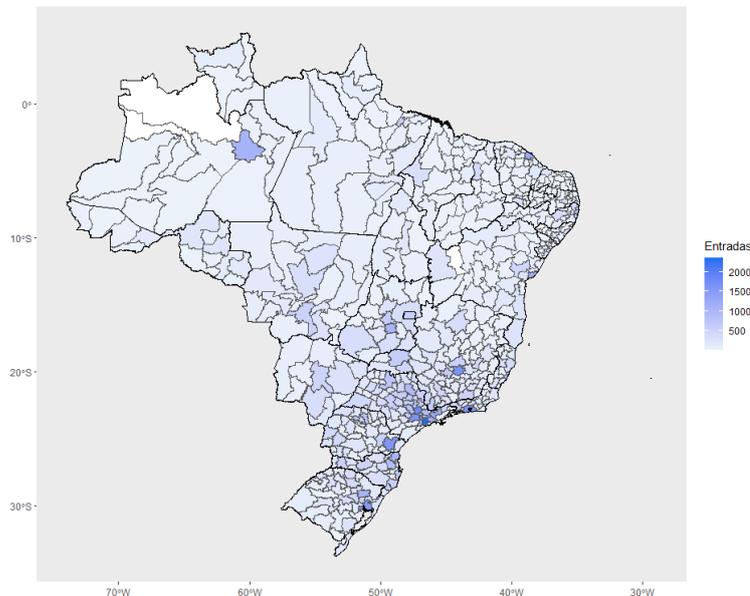
Figura 2 – Mapa de Entrada de Ocupações 4.0 nas microrregiões brasileiras no período 2009-2014



Fonte: Elaboração própria com base nos dados disponíveis na RAIS

De acordo com a Figura 4 o comportamento de concentração é semelhante para o segundo período, com a observância que a única microrregião externa, Fortaleza, registrou diminuição de 32,48% ocupações na comparação entre períodos.

Figura 3 – Mapa de Entradas de Ocupações 4.0 nas microrregiões brasileiras no período 2014-2019



Fonte: Elaboração própria com base nos dados disponíveis na RAIS

Para o Brasil observou-se diminuição em 14,05% do número de contratações, com ênfase para a Região Norte que, além de registrar menor volume em números absolutos, ainda apresentou o segundo maior déficit (16,36%), atrás do Nordeste (16,44%). Com exceção ao Acre, que registrou um emprego a mais, os Estados apresentaram déficit na Entrada de novas Ocupações 4.0 no segundo período. Ainda que a presente análise não permita verificar a transição dos empregos dentro e fora da I4.0, a atenuação no volume de empregos pode

contribuir para ampliação do *gap* Brasil e demais países. Por exemplo, na Europa há busca pelo aperfeiçoamento da Quarta Revolução Industrial e da transição verde e digital – *twin transition* – para a Indústria 5.0, focada em empregos bons. A definição desses empregos bons parte de três pilares: centralidade no homem na economia, resiliência e sustentabilidade econômica, social e ambiental (DIXSON-DECLÈVE et al., 2022; DIXSON-DECLÈVE et al., 2023).

De acordo com a Tabela 3, as principais Indústrias Regionais estão concentradas no Estado de São Paulo. Enquanto as microrregiões Rio de Janeiro e Belo Horizonte despontam no segundo período, um resultado impremeditado foi a permanência de Fortaleza e Goiânia, diferente do que foi observado para Recife e Salvador. Todas estas destacam-se no grupo de manutenção e reparação de máquinas e equipamentos, principal setor de entrada de ocupações, como mostra a Tabela 4.

Tabela 3. Ranking de Indústrias Regionais com mais Entradas de Ocupações 4.0

Grupo CNAE	Microrregião	2009-2014	Grupo CNAE	Microrregião	2014-2019
Construção de embarcações	Itaguaí	87	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	São Paulo	85
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	São Paulo	79	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Rio de Janeiro	76
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Recife	78	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Fortaleza	70
Instalação de máquinas e equipamentos	São Paulo	78	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Belo Horizonte	68
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Salvador	69	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Goiânia	66
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Sorocaba	68	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Osasco	65
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Fortaleza	67	Fabricação de produtos de metal não especificados anteriormente	São Paulo	60
Fabricação de produtos diversos	São Paulo	65	Fabricação de máquinas e equipamentos de uso industrial específico	Sorocaba	55
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Goiânia	64	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Campinas	55
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Campinas	63	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	Salvador	52

Fonte: Elaboração própria com base nos dados disponíveis na RAIS

Itaguaí lidera dentre o maior número de contratações de mão de obra especializada da I4.0 no primeiro período. A microrregião abriga o Complexo Naval onde é desenvolvido o Programa de Submarinos da Marinha, iniciado em 2008 numa parceria com o Governo Francês para construção de quatro submarinos convencionais e um com propulsão nuclear, bem como um complexo de infraestrutura industrial e de apoio a operação dos submarinos, como Estaleiros, Base Naval e Unidade de Fabricação de Estruturas Metálicas (MARINHA, 2023). Um dos pilares do projeto é a transferência de conhecimento entre os envolvidos. Com relação aos submarinos convencionais, ocorreu a capacitação e qualificação de mais de 250 engenheiros e técnicos da Marinha, Nuclebrás Equipamentos Pesados e Itaguaí Construções Navais, ao passo que, para o submarino nuclear, 31 engenheiros militares e servidores civis da Marinha Brasileira receberam treinamento teórico e prático voltados a projetar submarinos e, posteriormente, passaram a trabalhar com uma equipe de 200 engenheiros e projetistas, com demanda de 600 profissionais para as próximas etapas do projeto (MARINHA, [2019]). Apesar do presente trabalho não avaliar militares, é notório o transbordamento ocorrido na base de capital humano da microrregião.

A relevância de máquinas e equipamentos na Indústria 4.0 é evidenciada tanto a nível microrregional quanto do setor industrial, como mostra a Tabela 4. Como observado por Arnold, Kiel e Voigt (2016), o setor de engenharia de máquinas e instalações registrou elevação dos custos com pessoal devido à quebra no paradigma de produção: elevou-se a demanda por *software* em detrimento ao *hardware*, o que modifica as exigências de capacidades da força de

trabalho. Ainda que implementando tecnologias da I4.0, especialmente Internet das Coisas, os custos tornaram-se intensivos em conhecimentos acerca de tecnologia da informação, *software* e análise de dados.

Tabela 4. Ranking de Indústrias com mais Entradas de Ocupações 4.0

Grupo CNAE	2009 – 2014	Grupo CNAE	2014 – 2019
Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	5627	Manutenção e reparação de máquinas e equipamentos	5128
Fabricação de estruturas metálicas e obras de caldeiraria pesada	3717	Fabricação de outros produtos alimentícios	3528
Abate e fabricação de produtos de carne	3521	Abate e fabricação de produtos de carne	3382
Fabricação de outros produtos alimentícios	3448	Moagem, fabricação de produtos amiláceos e de alimentos para animais	3233
Fabricação de produtos de material plástico	3265	Fabricação de produtos de material plástico	2967
Fabricação de móveis	3209	Laticínios	2886
Moagem, fabricação de produtos amiláceos e de alimentos para animais	3185	Fabricação de estruturas metálicas e obras de caldeiraria pesada	2639
Fabricação de máquinas e equipamentos de uso geral	3123	Fabricação de produtos de metal não especificados anteriormente	2449
Fabricação de artefatos de concreto, cimento, fibrocimento, gesso e materiais semelhantes	3045	Instalação de máquinas e equipamentos	2396
Fabricação de produtos de metal não especificados anteriormente	2989	Fabricação de móveis	2373

Fonte: Elaboração própria com base nos dados disponíveis na RAIS

Para analisar a especialização regional da Indústria 4.0, estima-se a probabilidade de Entrada de uma Ocupação 4.0 integrar a Indústria Regional de Transformação. Os modelos de probabilidade linear são expostos na tabela 5. Ressalta-se que os modelos (1) e (2), por conter a Complexidade Ocupacional, não apresentam efeitos fixos de Ocupação. Por sua vez os modelos (3) e (4) consideram os efeitos fixos de Ocupação, porém não são estimados os impactos da Complexidade Ocupacional. Como explorado na segunda seção, os conhecimentos da I4.0 são vastos, plurais e conectados. É primordial frisar que a utilização dos Conhecimentos sem ponderação da versatilidade intrínseca à I4.0, bem como a negligência de Habilidades e Atitudes, possibilitam equívocos na medição das condições necessárias à diversificação regional da Quarta Revolução Industrial. Portanto o objetivo aqui não é definir suficiência na disseminação da I4.0 no Brasil, mas sim propor alguma nitidez ao que é hermético por natureza.

Observa-se que esta depende positivamente da densidade do *relatedness* da região, e mais intensivamente da proximidade que as Ocupações 4.0 têm entre si naquela microrregião. O surgimento de uma Ocupação 4.0 numa Indústria Regional leva ao ganho de especialização daquele setor industrial naquele tipo de mão de obra, isto é, uma tendência de especialização do conhecimento utilizado por tal ocupação.

Tabela 5. Modelos de Entrada do Conhecimento 4.0 nas Indústrias Regionais

	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>densidade_relatedness</i>	0,000517***	0,000517***	0,001128***	0,001347***
<i>densidade_relatedness_4.0</i>	0,000606***	0,000606***	0,000447***	0,000042***
$\gamma_{i,t}^r$	-0,001693 ^{NS}	-0,001693 ^{NS}	-0,000002***	-0,005213***
$\gamma_{i,t}^o$	-10,109962***	-10,109962***		
<i>AltaTec</i>	-0,147805 ^{NS}		1,193659 ^{NS}	
<i>AltaMediaTec</i>		0,087387 ^{NS}		-1,561079 ^{NS}
$\log(\text{densidade_internet})$	0,000774***	0,000774***	0,001034***	0,000754**
$\log(\text{pibpc})$	-0,000720 ^{NS}	-0,000720 ^{NS}	-0,000917 ^{NS}	-0,000840 ^{NS}
$\log(\text{populacao})$	-0,003075*	-0,003075*	-0,004032*	-0,003381*
<i>vab_industria</i>	0,000066**	0,000066**	0,000087***	0,000066**
<i>vab_servicos</i>	0,000023 ^{NS}	0,000023 ^{NS}	0,000015 ^{NS}	0,000022 ^{NS}
$\log(\text{patente})$	-0,000264**	-0,000264**	-0,000274**	-0,000274***
<i>idh</i>	0,005163 ^{NS}	0,005163 ^{NS}	-0,008859**	0,004883 ^{NS}
α_r	Sim	Sim	Sim	Sim
δ_i	Não	Não	Sim	Sim
ρ_t	Sim	Sim	Sim	Sim
σ_c	Sim	Sim	Sim	Sim
Observações	25.508.819	25.508.819	25.508.819	25.508.819
Log da Verossimilhança	26.281.822,7	26.281.822,7	26.773.751,3	26.773.751,3
AIC	-52,562,651.4	-52,562,651,4	-53,544.850,6	-53,544.850,6
BIC	-52,555,169.3	-52,555,169,3	-53,524.888,3	-53,524.888,3
R^2	0,007109	0,007109	0,044675	0,044675
R^2 ajustado	0,007089	0,007089	0,044625	0,044625
Pseudo R^2	-0,003474	-0,003474	-0,022257	-0,022257
Resíduo do Erro Padrão	0,086359	0,086359	0,08471	0,08471
Teste F	0,02399	0,02399	0,018944.	0,018944

Fonte: Elaboração própria

Os parâmetros negativos atrelados aos Índices de Complexidade concomitam com o esperado, dado que capacidades mais complexas tendem a ser menos favoráveis de desenvolver uniformemente (BALLAND; BOSCHMA, 2021; FRANÇO SO; BOSCHMA; VONORTAS, 2022, 2024). Especialmente, os modelos (1) e (4) apresentaram sinal negativo ao coeficiente atrelado à intensidade tecnológica, corroborando com o argumento anterior. Todavia a não significância desses parâmetros, bem como o sinal positivo nos modelos (2) e (3) instigam para melhor investigação dos reais efeitos na difusão do conhecimento da Indústria de Transformação na última década.

A Complexidade Ocupacional corrobora com o argumento da dificuldade da inserção de empregos com maiores requisitos cognitivos pela exigência de competências abrangentes e plurais. Por exemplo, estas competências podem ser classificadas em forças de trabalho leves, pesadas, digitais, cognitivas e emocionais (FLORES; XU; LU, 2019), como um conjunto de habilidades técnicas versadas no gerenciamento de operações, cadeias de suprimentos, inovação de produtos e serviços, ciência de dados e integração de tecnologias de informação e tecnologias de operações (PINZONE *et al.*, 2017) ou ainda habilidades teóricas e de conhecimento especializado, habilidades técnicas e de *hardware*, habilidades digitais (como expertise em *software* e algoritmos) e habilidades pessoais (denominadas pelo autor como *soft*, porém melhor delineadas como emocional) (BONGOMIN *et al.*, 2020). Não obstante, Frey e Osborne (2013, 2017) observam que ocupações com alta exigência de habilidade e com os maiores salários são menos suscetíveis a informatização. Outrossim a não significância da Complexidade da Indústria Regional, no modelo final, abre espaço para melhor investigação

dos efeitos da Complexidade da Indústria nas microrregiões sobretudo ao considerar, conforme Françoso, Boschma e Vonortas (2022, 2024), que os efeitos são diferentes para áreas mais e menos complexas.

O efeito positivo da densidade do acesso de banda larga (em log) corrobora com as expectativas do modelo, indicando que Ocupações 4.0 tendem a surgir em locais com maior acesso à internet *per capita*. A variável de controle populacional (em log) é significativa com parâmetro negativo, contrapondo estudos que indicam a I4.0 e suas tecnologias concentrando-se em regiões populosas por estas serem mais complexas. O PIB *per capita* (em log) e o Índice de Desenvolvimento Humano não apresentaram significância estatística em seu parâmetro (com exceção ao terceiro modelo, o que remete a uma atenciosa investigação em trabalhos futuros).

A participação da Indústria e dos Serviços no PIB apresentaram parâmetro positivo, contudo apenas a primeira variável é estatisticamente significativa. Isto pode indicar que o processo de ascensão da I4.0 está acontecendo a partir da indústria, ao passo que o setor de serviços angaria as externalidades, porém não é determinístico na consolidação da base de habilidades necessárias para estabilização da Quarta Revolução Industrial no Brasil. Como observado por Frey e Osborne (2013, 2017), há amplo debate quanto a propensão da informatização na manufatura, devido ao avanço tecnológico dos equipamentos na execução de tarefas manuais rotineiras e não rotineiras.

Num primeiro momento, esperava-se que patenteamento *per capita* apresentasse impacto positivo, considerando a similaridade entre patentes e tecnologias da I4.0. De modo antagônico, a variável apresenta sinal negativo e significativo. Possíveis fatores são a limitação do presente estudo ao não diferenciar as demais patentes daquelas atreladas a I4.0 – inteligência artificial, realidade aumentada, robôs autônomos, veículos autônomos, computação em nuvem, *cyber* segurança, *machine tools*, computadores quânticos, sistemas integrados – além de não examinar unicamente concessões, isto é, os pedidos de patenteamento que foram acatados. Além disso, Zucoloto [2011] atenta que empresas inovadoras da indústria de transformação preterem patentes (18,4%) a marcas (47,1%) enquanto método de proteção, e ressalta a ênfase dada a segredo industrial (16,7%).

5. CONCLUSÕES

Para identificar possíveis oportunidades de especialização da I4.0 no Brasil, se propôs analisar a difusão da base de conhecimento a partir do surgimento de empregos com capacidades necessárias ao desenvolvimento de tecnologias características à I4.0. Classificou-se 1.048 ocupações, a partir do QBQ, dentre 1.558 conhecimentos e 1.075 áreas de conhecimento com mínimo de exigência para sua consolidação, de acordo com a revisão da literatura. Posteriormente, estimou-se a proximidade entre Ocupações 4.0, bem como a Complexidade das Ocupações e Indústrias Regionais, para verificar o processo de Entrada Ocupacional na I4.0 entre 2009 e 2019. Os resultados das principais variáveis de investigação – complexidade e *relatedness* – concomitaram com os achados da literatura. A análise empírica confirmou as expectativas, isto é, concentração de conhecimentos oriundos à I4.0 nos estados do Sudeste e Sul do Brasil. Ressalva-se que este não é um processo indiscutivelmente atrelado às bases altamente tecnológicas, populosas ou de elevada renda populacional. Este é, portanto, um indicativo de que a I4.0 depende, mas não é adstrita, à espaços demasiadamente desenvolvidos, todavia é intrínseca às regiões manufatureiras.

É importante relatar que a União Europeia aparece na vanguarda do incentivo às políticas industriais e regionais de pesquisa e inovação com a *Smart Specialisation Strategy*, especialmente com relação ao desenho de políticas inteligentes que utilizam mudanças estruturais factíveis com a realidade regional, o conceito de integração – inovações

complementares entre setores, sem enfoque em produtos singulares – e o espírito empreendedor das firmas e instituições, substancial para vivenciar intervenções e oportunidades na economia (BAILEY; DE PROPRIIS, 2019). Algumas políticas locais podem ser refletidas em sentido conexo. Neste aspecto, vale mencionar que o Governo Federal anunciou o Plano Mais Produção, parte da Nova Indústria Brasil, política de desenvolvimento industrial que prevê R\$ 300 bilhões em políticas de subsídios, empréstimos com juros baixos e ampliação de investimentos federais até 2026 (AGÊNCIA BNDES, 2024; MDICS, 2024; SUNO, 2024). Os achados corroboram com as expectativas de incentivo para a Indústria de Transformação, sobretudo nos eixos da vanguarda tecnológica e pluralidade de saberes na consagração da I4.0.

Algumas limitações impostas aqui podem ser exploradas por outros trabalhos. Em primeiro lugar, o uso de patentes contribuiria para verificação das capacidades da I4.0 e validação dos resultados e, mesmo para países emergentes como o Brasil, essa é uma discussão relevante a ser considerada. Em segundo ponto, a investigação das Ocupações 4.0 limitou-se a definir quem era ou não necessário à I4.0. Uma proposição seria ponderar os empregos por seus conhecimentos, habilidades e atitudes, herdados do QBQ, e examinar a relevância para consolidação da Quarta Revolução Industrial. Terceiro, uma exploração minuciosa da Geografia Econômica, a partir dos Mapas de Complexidade do Conhecimento, é extremamente convidativa e pertinente. Em quarto e para complementar, uma análise empírica econométrico-espacial permitiria definir os nexos regionais que, de fato, merecem diligência.

REFERÊNCIAS

- APOSTAL, Stefan; HERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, Eduardo. Digitalisation in European regions: Unravelling the impact of relatedness and complexity on digital technology adoption and productivity growth. **Papers in Evolutionary Economic Geography**, 2023. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/egu/wpaper/2317.html>. Acesso em: 25 mar. 2024.
- ARAÚJO, Veneziano de Castro; GARCIA, Renato. Determinants and spatial dependence of innovation in Brazilian regions: evidence from a Spatial Tobit Model. **Nova Economia**, p. 375-400, 2019. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/0103-6351/4456>. Acesso em: 6 fev. 2023.
- ARNOLD, Christian; KIEL, Daniel; VOIGT, Kai-Ingo. How The Industrial Internet of Things Changes Business Models In Different Manufacturing Industries. **International Journal of Innovation Management**, 2016. Disponível em <https://doi.org/10.1142/S1363919616400156>. Acesso em: 12 abr. 2023.
- ARNTZ, Melanie; TERRY, Gregory; ZIERAHN, Ulrich. The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. **OECD Social, Employment and Migration Working Papers**, 2016. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>. Acesso em: 12 mar. 2023.
- BAHAR, Dany; ROSENOW, Samuel; STEIN, Ernesto; WAGNER, Rodrigo. Export take-offs and acceleration: Unpacking cross-sector linkages in the evolution of comparative advantage. **World Development**, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.12.016>. Acesso em: 25 mar. 2024.
- BAILEY, D.; PROPRIIS, L. Industry 4.0, regional disparities and transformative industrial policy. In: BARZOTTO, M.; CORRADINI, C.; FAI, F. M.; LABORY, S.; TOM LINSON, P. R. **Revitalising Lagging Regions: Smart Specialisation and Industry 4.0**. 1. ed. Abingdon: Taylor & Francis, 2019. Cap. 6, p. 67-78.
- BALLAND, P.-A. Relatedness and the geography of innovation. In: SHEARMU, R.; CARRINCAZEUX, C.; DOLOREUX, D. **Handbook on the Geographies of Innovation**. 1. ed. Massachusetts: Edward Elgar Publishing, 2016. Cap. 6, p. 127-141.
- BALLAND, P.-A.; BOSCHMA, R. Mapping the potentials of regions in Europe to contribute to new knowledge production in Industry 4.0 technologies. **Regional Studies**, p. 1652-1666, 2021.
- BALLAND, Pierre-Alexandre; BOSCHMA, Ron; CRESPO, Joan; RIGBY, David L. Smart specialization policy in the European Union: relatedness, knowledge complexity and regional diversification. **Regional Studies**, v. 53, p. 1252-1268, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1437900>. Acesso em: 21 nov. 2022.
- BALLAND, Pierre-Alexandre; RIGBY, David. The Geography of Complex Knowledge. **Economic Geography**, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1080/00130095.2016.1205947>. Acesso em: 25 nov. 2022.

BERGÉ, Laurent. **Efficient estimation of maximum likelihood models with multiple fixed effects**: the R package FENmlm. CREA Discussion Papers, n° 13, 2018.

BOSCHMA, Ron; HEIMERIKS, Gaston; BALLAND, Pierre-Alexandre. Scientific knowledge dynamics and relatedness in biotech cities. **Research Policy**, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.07.009>. Acesso em: 12 abr. 2023.

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**, p. 223-250, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/icc/dtu012>. Acesso em: 5 jan. 2023.

BOSCHMA, Ron; CAPONE, Gianluca. Institutions and diversification: Related versus unrelated diversification in a varieties of capitalism framework. **Research Policy**, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2015.06.013>. Acesso em: 25 mar. 2024.

BOSCHMA, Ron; MIGUELEZ, Ernest; MORENO, Rosina; OCAMPO-CORRALES, Diego B. The Role of Relatedness and Unrelatedness for the Geography of Technological Breakthroughs in Europe. **Economic Geography**, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00130095.2022.2134005>. Acesso em: 25 mar. 2024.

CASTELO-BRANCO, Isabel; CRUZ-JESUS, Frederico; OLIVEIRA, Tiago. Assessing Industry 4.0 readiness in manufacturing: Evidence for the European Union. **Computers in Industry**, p. 22-32, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.01.007>. Acesso em: 6 fev. 2023.

CHIGBU, Bianca Ifeoma; NEKHWEVHA, Fhulu H. Automation of employment in the presence of industry 4.0: The case of Mexico. **Technology in Society**, Volume 67, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101715>. Acesso em: 15 mar. 2023.

CICERONE, Gloria; FAGGIAN, Alessandra; MONTRESOR, Sandro; RENTOCCHINI, Francesco; Regional artificial intelligence and the geography of environmental technologies: does local AI knowledge help regional green-tech specialization? **Regional Studies**, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00343404.2022.2092610>. Acesso em: 25 mar. 2024.

CIRILLO, Valeria; RINALDINI, Matteo; STACCIOLI, Jacopo; VIRGILLITO, Maria Enrica. Technology vs. workers: the case of Italy's Industry 4.0 factories. **Structural Change and Economic Dynamics**, p. 166-183, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.strueco.2020.09.007>. Acesso em: 6 fev. 2023.

CORÒ, G.; PLECHERO, M.; RULLANI, F.; VOLPE, M. Industry 4.0 technological trajectories and traditional manufacturing regions: the role of knowledge workers. **Regional Studies**, p. 1681-1695, 2021.

CORRADINI, C.; SANTINI, E.; VECCIOLINI, C. The geography of Industry 4.0 technologies across European regions. **Regional Studies**, p. 1667-1680, 2021.

DIXSON-DECLÈVE, S.; BALLAND, P.-A.; BRIA, F.; CHARVERIAT, C.; DUNLOP, K.; GIOVANNINI, E.; TATAJ, D.; HIDALGO, C.; HUANG, A.; ISAKSSON, D.; MARTINS, F.; ROCA, M. M.; MORLET, A.; RENDA, A.; SERGER, S. S.. Industry 5.0: A

Transformative Vision for Europe. **European Commission**. Disponível em: https://research-and-innovation.ec.europa.eu/knowledge-publications-tools-and-data/publications/all-publications/industry-50-transformative-vision-europe_en#files. Acesso em: 04 de março de 2024.

DIXSON-DECLÈVE, S.; DUNLOP, K.; RENDA, A.; CHARVERIAT, C.; CHRISTOPHILOPOULOS, E.; BALLAND, P.-A.; ISAKSSON, D.; MARTINS, F.; ROCA, M. M.; PEDERSEN, G.; SERGER, S. S.; SOETE, L.; STRES, S.; GOLEBIEWSKA-TATAJ, D.; WALZ, R.; HUANG, A.. Industry 5.0 and the Future of Work: making Europe Centre of Gravity for future good-quality Jobs. **Publications Office of the European Union**, 2023. Disponível em: <https://data.europa.eu/doi/10.2777/685878>. Acesso em: 04 de março de 2024.

DONOSO, V.; MARTIN, V. Product relatedness and economic diversification in the USA: an analysis at the state level. **The Annals of Regional Science**, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00168-016-0747-8>. Acesso em: 25 mar. 2024.

DZYURDZYA, O. A.; GUDKOVA, O. E.; KAMCHATOVA, E. Y.; FEDOTOVA, G. V.; KOMAROV, V. Y. The Transformation of the Industrial Economic Sector in the Conditions of Industry 4.0. **Business 4.0 as a Subject of the Digital Economy**, p. 1107–1111, 2022. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-030-90324-4_183. Acesso em: 6 fev. 2023.

ESSLETZBICHLER, Jürgen. Relatedness, Industrial Branching and Technological Cohesion in US Metropolitan Areas. **Regional Studies**, p. 752-766, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00343404.2013.806793>. Acesso em: 5 jan. 2023.

FRANÇOSO, Mariane Santos; BOSCHMA, Ron; VONORTAS, Nicholas. Regional diversification in Brazil: the role of relatedness and complexity. **Papers in Evolutionary Economic Geography**, 2022. Disponível em: <https://peeg.wordpress.com/2022/03/15/22-06-regional-diversification-in-brazil-the-role-of-relatedness-and-complexity/>. Acesso em: 20 nov. 2022.

FRANÇOSO, Mariane Santos; BOSCHMA, Ron; VONORTAS, Nicholas. Regional diversification in Brazil: The role of relatedness and complexity. **Growth and Change**, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/grow.12702>. Acesso em: 25 mar. 2024.

GAURE, Simen. OLS with multiple high dimensional category variables. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 66, p. 8-18, 2013.

GHADGE, A.; ER KARA, M.; MORADLOU, H.; GOSWAMI, M. The impact of Industry 4.0 implementation on supply chains. **Journal of Manufacturing Technology Management**, Vol. 31, N. 4, p. 669-686, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/JMTM-10-2019-0368>. Acesso em: 6 fev. 2023.

GONÇALVES, Eduardo. ALMEIDA, Eduardo. Innovation and Spatial Knowledge Spillovers: Evidence from Brazilian Patent Data. **Regional Studies**, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00343400701874131>. Acesso em: 18 mar. 2023.

GREENE, W.H. **Econometric Analysis**. 6ª Edição.

HERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, Eduardo; BOSCHMA, Ron; MORRISON, Andrea; YE, Xianjia. **Papers in Evolutionary Economic Geography**, 2023. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/egu/wpaper/2316.html>. Acesso em: 25 mar. 2024.

HIDALGO, C. A.; KLINGER, B.; BARABÁSI, A.-L.; HAUSMANN, R. The Product Space Conditions the Development of Nations. **Science**, p. 482-487, 2007.

HIDALGO, C. A.; HAUSMANN, R. The build of economic complexity. **PNAS**, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1073/pnas.0900943106>. Acesso em: 6 jan. 2023.

HIDALGO, C.A.; BALLAND, P.-A.; BOSCHMA, R.; DELGADO, M.; FELDMAN, M.; FRENKEN, K.; GLAESER, E.; HE, C.; KOGLER, D. F.; MORRISON, A.; NEFFKE, F.; RIGBY, D.; STERN, S.; ZHEND, S.; ZHU, S. (2018). The Principle of Relatedness. In: MORALES, A.; GERSHENSON, C.; BRAHA, D.; MINAI, A.; BAR-YAM, Y. (eds). **Unifying Themes in Complex Systems IX**. ICCS 2018. Springer Proceedings in Complexity. Springer, Cham. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-319-96661-8_46. Acesso em: 20 nov. 2022.

LI, DEYU; HEIMERIKS, GASTON; ALKEMADE; FLOOR. The emergence of renewable energy technologies at country level: relatedness, international knowledge spillovers and domestic energy markets. **Industry and Innovation**, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/13662716.2020.1713734>. Acesso em: 25 mar. 2024.

MARINHA. **O Prosub**, 2023. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/prosub/institucional>. Acesso em: 20 mar. 2024.

MARINHA. **Transferência de Tecnologia**, [2019]. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/prosub/transferencia-nuclear>. Acesso em: 20 mar. 2024.

MEHTA, Balwant Singh; AWASTHI, Ishwar Chandra. Industry 4.0 and Future of Work in India. **FIIB Business Review**, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/2319714519830489>. Acesso em: 7 fev. 2023.

MORCEIRO, P. C. Nova Classificação de Intensidade Tecnológica da OCDE e a Posição do Brasil. **Temas de Economia Aplicada**. São Paulo: Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (Fipe), 2019.

NEFFKE, F.; HENNING, M.; BOSCHMA, R. How Do Regions Diversify over Time? Industry Relatedness and the Development of New Growth Paths in Regions. **Economic Geography**, p. 237-265, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1944-8287.2011.01121.x>. Acesso em: 5 jan. 2023.

PETRALIA, Sergio; BALLAND, Pierre-Alexandre; MORRISON, Andrea. Climbing the ladder of technological development. **Research Policy**, p. 956-969, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.03.012>. Acesso em 5 jan. 2023.

PINHEIRO, Flávio L.; BALLAND, Pierre-Alexandre; BOSCHMA, Ron; HARTMANN, Dominik. The dark side of the geography of innovation: relatedness, complexity and regional inequality in Europe. **Regional Studies**, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00343404.2022.2106362>. Acesso em: 6 jan. 2023.

PROPRIS, L.; BAILEY, D. Pathways of regional transformation and Industry 4.0. **Regional Studies**, p. 1617-1629, 2021.

RAMOS, Minerva E.; GARZA-RODRÍGUEZ, Jorge; GIBAJA-ROMERO, Damian E.. Automation of employment in the presence of industry 4.0: The case of Mexico. **Technology in Society**, Volume 68, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101837>. Acesso em: 15 mar. 2023.

STRANGE, R.; ZUCHELLA, A. Industry 4.0, global value chains and international business. **Multinational Business Review**, Vol. 25, No. 3, p. 174-184, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/MBR-05-2017-0028>. Acesso em: 6 fev. 2023.

WHITTLE, Adam; KOGLER, Dieter F. Related to what? Reviewing the literature on technological relatedness: Where we are now and where can we go? **Papers in Regional Science**, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/pirs.12481>. Acesso em: 6 jan. 2023.

WOOLDRIDGE, J.F.. **Introdução à Econometria**: Uma abordagem moderna. São Paulo: Cengage Learning, 2010.

XIAO, Jing; BOSCHMA, Ron; ANDERSSON, Martin. Industrial Diversification in Europe: The Differentiated Role of Relatedness. **Economic Geography**, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00130095.2018.1444989>. Acesso em: 25 mar. 2024.

XU, Li Da; XU, Eric L.; LI, Ling. Industry 4.0: state of the art and future trends. **International Journal of Production Research**, p. 2941-2962, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>. Acesso em: 6 fev. 2023.

ZUCOLOTO, Graziela Ferrero. Panorama do patenteamento brasileiro. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada**, 2011. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/5412>. Acesso em: 25 mar. 2024.